

DESARROLLO DE UNA METODOLOGÍA QUE PERMITA DETERMINAR EN  
FORMA PREVIA LA CONDICIÓN AR.I.MA. DE UNA O MÚLTIPLES SERIES DE  
TIEMPO, EN UN PROGRAMA DE BASE EXCEL, PARA PREDICCIONES E  
INVENTARIOS EN MANTENIMIENTO.

OSCAR EMILIO PLAZA SIBAJA

UNIVERSIDAD EAFIT

ESCUELA DE INGENIERÍA

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA MECÁNICA

MEDELLÍN

2012

DESARROLLO DE UNA METODOLOGÍA QUE PERMITA DETERMINAR EN  
FORMA PREVIA LA CONDICIÓN AR.I.MA. DE UNA O MÚLTIPLES SERIES DE  
TIEMPO, EN UN PROGRAMA DE BASE EXCEL, PARA PREDICCIONES E  
INVENTARIOS EN MANTENIMIENTO.

OSCAR EMILIO PLAZA SIBAJA

PROYECTO DE GRADO MAESTRÍA EN INGENIERÍA

ASESOR:

DR. LUIS ALBERTO MORA GUTIERREZ

UNIVERSIDAD EAFIT

ESCUELA DE INGENIERÍA

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA MECÁNICA

MEDELLÍN

2012

## CONTENIDO

<b>CONTENIDO .....</b>	<b>3</b>
<b>ECUACIONES .....</b>	<b>5</b>
<b>ILUSTRACIONES .....</b>	<b>6</b>
<b>0 ESTADO DEL ARTE.....</b>	<b>9</b>
0.1 INTRODUCCIÓN .....	9
0.2 PALABRAS CLAVES .....	10
0.3 JUSTIFICACIÓN.....	11
0.4 OBJETIVOS.....	12
0.4.1 GENERAL .....	12
0.5 ESPECÍFICOS .....	12
0.5.1 OBJETIVO 1 .....	12
0.5.2 OBJETIVO 2 .....	12
0.5.3 OBJETIVO 3 .....	12
0.5.4 OBJETIVO 4 .....	12
0.5.5 OBJETIVO 5 .....	13
0.5.6 OBJETIVO 6 .....	13
<b>1 CRITERIOS ESTADÍSTICOS .....</b>	<b>14</b>
1.1 OBJETIVO 1.....	14
1.2 SERIES DE TIEMPO.....	14
1.2.1 CARACTERÍSTICAS DE LA SERIE DE TIEMPO .....	14
1.2.2 CRITERIO PARA DEFINIR CARACTERÍSTICAS .....	15
1.3 CRITERIOS ESTADÍSTICOS EN SERIES DE TIEMPO .....	15
1.3.1 VARIABILIDAD .....	16
1.3.2 FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN .....	16
1.3.3 FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN PARCIAL .....	17
1.3.4 ALEATORIEDAD .....	17
1.3.5 GENERACIÓN DE ALEATORIEDAD .....	17
1.3.6 VERIFICACIÓN DE LA ALEATORIEDAD .....	18
1.3.7 HOMOCEDASTICIDAD .....	20
1.4 MODELOS AR.I.MA.....	21
1.4.1 CRITERIO DE DECISIÓN PARA SELECCIÓN DE MODELO AR.I.MA. ....	21
1.5 CONCLUSIONES DE CAPÍTULO .....	22
<b>2 CUMPLIMIENTO DE CRITERIOS ESTADÍSTICOS.....</b>	<b>23</b>
2.1 OBJETIVO 2 .....	23
2.2 CUMPLIMIENTO DE CRITERIOS ESTADÍSTICOS .....	23
2.3 CONCLUSIONES DE CAPÍTULO .....	26
<b>3 USO DE APLICACIÓN EN BASE EXCEL.....</b>	<b>27</b>
3.1 OBJETIVO 3 .....	27
3.2 INTRODUCCIÓN .....	27
3.3 MANUAL DE USUARIO SOFTWARE PRONÓSTICO .....	27
3.3.1 INSTALACIÓN SERVIDOR VIRTUAL .....	27
3.3.2 MANEJO DE WAMP SERVER .....	32
3.4 USO DE LA APLICACIÓN PARA ANÁLISIS PREVIO .....	35

3.4.1	CÁLCULO DESVIACIÓN, PROMEDIO Y VARIABILIDAD.....	36
3.4.2	FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN .....	37
3.4.3	FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN PARCIAL. ....	39
3.4.4	DIFERENCIACIÓN .....	40
<b>3.5</b>	<b>CONCLUSIONES DE CAPÍTULO.....</b>	<b>41</b>
<b>4</b>	<b><u>MEDIDA DEL GRADO DE ACIERTO EN LAS PREDICCIONES .....</u></b>	<b><u>42</u></b>
<b>4.1</b>	<b>OBJETIVO 4.....</b>	<b>42</b>
<b>4.2</b>	<b>INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>42</b>
<b>4.3</b>	<b>CONCLUSIONES DE CAPÍTULO.....</b>	<b>52</b>
<b>5</b>	<b><u>PLANTEAMIENTO DE METODOLOGÍA .....</u></b>	<b><u>54</u></b>
<b>5.1</b>	<b>OBJETIVO 5.....</b>	<b>54</b>
<b>5.2</b>	<b>INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>54</b>
<b>5.3</b>	<b>DESCRIPCIÓN DE LA METODOLOGÍA .....</b>	<b>55</b>
<b>5.4</b>	<b>CONCLUSIONES DE CAPÍTULO.....</b>	<b>56</b>
<b>6</b>	<b><u>CONCLUSIONES .....</u></b>	<b><u>57</u></b>
<b>6.1</b>	<b>OBJETIVO 6.....</b>	<b>57</b>
<b>6.2</b>	<b>CONCLUSIONES TECNICAS .....</b>	<b>57</b>
<b>6.3</b>	<b>CONCLUSIONES TEORICAS .....</b>	<b>57</b>
	<b><u>BIBLIOGRAFÍA .....</u></b>	<b><u>60</u></b>

## *ECUACIONES*

<b>ECUACIÓN 1 - VARIABILIDAD .....</b>	<b>16</b>
<b>ECUACIÓN 2 - FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN. ....</b>	<b>16</b>
<b>ECUACIÓN 3 - CRITERIO DE RECHAZO, TEST DE RACHAS .....</b>	<b>19</b>
<b>ECUACIÓN 4 - PARÁMETROS DISTRIBUCIÓN DE RACHAS. ....</b>	<b>20</b>
<b>ECUACIÓN 5 - DEFINICIÓN DE MODELO AR.I.MA. ....</b>	<b>21</b>

## ILUSTRACIONES

ILUSTRACIÓN 1 - SECUENCIA LÓGICA DE OBJETIVOS. ....	13
ILUSTRACIÓN 2 - SERIE TEMPORAL DE ÍTEMS CONSUMIBLES. ....	18
ILUSTRACIÓN 3 - CÁLCULO DE MEDIANA Y DIFERENCIA CON VALORES REALES. ....	18
ILUSTRACIÓN 4 - ESTIMACIÓN DE VARIABLES N1 Y N2. Y CÁLCULO DE RACHAS. ....	19
ILUSTRACIÓN 5 - PARÁMETROS Y CÁLCULO DE ALEATORIEDAD. ....	19
ILUSTRACIÓN 6 - CÁLCULO DE VARIABILIDAD EN EXCEL. ....	23
ILUSTRACIÓN 7 - CALCULO DE VARIABILIDAD CON SOFTWARE. ....	24
ILUSTRACIÓN 8 - GRÁFICA ACF SOFTWARE DE PRONÓSTICO. ....	25
ILUSTRACIÓN 9 - ACF POSTERIOR A APLICAR DIFERENCIA. ....	26
ILUSTRACIÓN 10 - LOGO WAMP SERVER. ....	27
ILUSTRACIÓN 11 - PASO 2 INSTALACIÓN SERVIDOR VIRTUAL. ....	28
ILUSTRACIÓN 12 - PASO 3 INSTALACIÓN SERVIDOR VIRTUAL. ....	28
ILUSTRACIÓN 13 - PASO 4 INSTALACIÓN SERVIDOR VIRTUAL. ....	29
ILUSTRACIÓN 14 - PASO 5 INSTALACIÓN SERVIDOR VIRTUAL. ....	29
ILUSTRACIÓN 15 - PASO 6 INSTALACIÓN SERVIDOR VIRTUAL. ....	30
ILUSTRACIÓN 16 - PASO 7 INSTALACIÓN SERVIDOR VIRTUAL. ....	31
ILUSTRACIÓN 17 - PASO 8 INSTALACIÓN SERVIDOR VIRTUAL. ....	31
ILUSTRACIÓN 18 - PASO 9 INSTALACIÓN SERVIDOR VIRTUAL. ....	32
ILUSTRACIÓN 19 - ICONO DE SERVIDOR DE COLOR VERDE. ....	33
ILUSTRACIÓN 20 - CAMBIO EN TIEMPO DE EJECUCIÓN. ....	33
ILUSTRACIÓN 21 - ALERTA DE ERRORES. ....	34
ILUSTRACIÓN 22 - CAPACIDAD DE CARGAR ARCHIVOS. ....	35
ILUSTRACIÓN 23 - REINICIAR SERVIDOR. ....	35
ILUSTRACIÓN 24 - CARGAR ARCHIVO DE TRABAJO. ....	36
ILUSTRACIÓN 25 - CÁLCULO VARIABILIDAD. ....	37
ILUSTRACIÓN 26 - FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN SIMPLE. ....	38
ILUSTRACIÓN 27 - PRESENTACIÓN GRAFICA ACF. ....	38
ILUSTRACIÓN 28 - FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN PARCIAL. ....	39
ILUSTRACIÓN 29 - PRESENTACIÓN GRAFICA PACF. ....	39
ILUSTRACIÓN 30 - ACF PARA SERIE 2 DESPUÉS DE DIFERENCIA. ....	40
ILUSTRACIÓN 31 - PACF PARA SERIE 2 DESPUÉS DE DIFERENCIA. ....	41
ILUSTRACIÓN 32 - PREDICCIONES CONTRA VALORES REALES R2 Y R2 AJUSTADO. ....	44
ILUSTRACIÓN 33 - PREDICCIONES CONTRA VALORES REALES R2 Y R2 AJUSTADO PARTE 2. ....	45
ILUSTRACIÓN 34 - SERIE CON VARIABILIDAD SUPERIOR A 0.5. ....	46
ILUSTRACIÓN 35 - ACF Y PACF SERIE CON PROBLEMAS DE VARIABILIDAD. ....	47
ILUSTRACIÓN 36 - SERIE SIN TENDENCIA. ....	48
ILUSTRACIÓN 37 - ACF Y PACF DESPUÉS DE DIFERENCIAR. ....	48
ILUSTRACIÓN 38 - ACF Y PACF PARA (0,1,1)(0,0,0). ....	50
ILUSTRACIÓN 39 - PERIODRGRAMA DE RESIDUALES. ....	51
ILUSTRACIÓN 40 - HISTOGRAMA DE RESIDUALES (0,1,1)(0,0,0). ....	52
ILUSTRACIÓN 41 - METODOLOGÍA BOX - JENKINS. ....	54
ILUSTRACIÓN 42 - CUADRO RESUMEN DE ANÁLISIS. ....	57

Este Hombre que hoy está escribiendo para ustedes  
Fue como todos en la infancia un soñador  
Que en su inocencia sufre pero vive alegre  
Porque en su mente para todo hay solución  
Y se desvive por las cosas que más quiere  
Y más tarde cuando las tiene las tira en cualquier rincón....  
(Fragmento pobre Infancia Marciano Martínez)

## Dedicatoria

A Oscar Andrés Plaza Almanza, hijo estás primero en todo, cada letra, cada número, cada imagen la hiciste tú.....

A Valentín y Ana Raquel, Mis padres, son todo un ejemplo

A Melissa y Juan, quienes además de hermano me hicieron tío.

A los que están y a los que miran desde el cielo

Y a ti....aunque aquí debería estar tu nombre.

## Agradecimiento

Al Doctor Luis Alberto Mora G. no alcanzan las hojas, las palabras ni el tiempo para expresarle muchas cosas.

A Philippe Mora, sin su ayuda nada de la aplicación sería posible.

A Sebastián Gaviria, entre tinto y tinto surgieron muchas ideas.

Al profesor Andrés Ramírez H, por la ayuda y si algún día la lee espero no se decepcione.

A Juan Santiago Vallejo, a David Orozco y a muchos que quizás ya les agradecí en persona.



## 0 ESTADO DEL ARTE

### 0.1 INTRODUCCIÓN

La metodología de series de tiempo, analiza las características de los datos del presente y del pasado, para proyectarlas hacia el futuro, donde se infiere que las causas que originan el comportamiento en el pasado y en el presente, son los mismos que condicionan el comportamiento futuro (Makridakis, y otros, 1978).

La metodología de series temporales ofrece unos niveles de precisión entre lo predicho y la realidad cercanos e inferiores al 11%. Su metodología se basa en los principios de desarrollo del método científico: observación y análisis, hipótesis y verificación (Carrión, 1999).

La hipótesis normal de los modelos proyectivos con múltiples variables, es que las variables no se relacionan entre sí, lo que se puede asumir como una limitación a este método futurístico, pero de todas maneras a pesar de esta condición, son útiles.

La gran utilidad de los modelos proyectivos de series temporales es cuando se usan para estudios de una sola variable y cuando de alguna manera se desconoce las causas que los imputan, pues en ese caso donde se tenga claridad de cuáles son las variables que los afectan, más bien se estudia el futuro de estas causas, que el de la variable efecto primaria (Mora, 2006).

El concepto de serie temporal se define como un conjunto de datos obtenidos del análisis y de las observaciones de una variable discreta durante un lapso secuencial de tiempo, es importante recordar que existen datos no temporales, son observaciones que se realizan de una forma no hilada en el tiempo.

La serie de tiempo es un conjunto de datos de una variable, que se asocia a otro grupo de instantes definidos de tiempo; lo que implica el estudio de dos variables, donde una de ellas es el tiempo y la otra representa el fenómeno que se desea pronosticar (Bas, 1999).

Los repuestos de mantenimiento presentan una demanda histórica baja, lo que traduce esto en series de tiempo con presencia de valores de cero, lo que dificulta el análisis de estos datos por los métodos determinísticos clásicos de la metodología de series temporales, requiriendo el uso de modelos genéricos no determinísticos como lo son los modelos AR.I.MA. (Díaz, 1991).

La necesidad de disponer de predicciones lo más precisas posibles además del interés en conocer la dinámica de las distintas variables, origina que los métodos de análisis de series de temporales ocupen un lugar central en el estudio de disciplinas y fenómenos muy diversos (Peiró, y otros, 2000).

## 0.2 PALABRAS CLAVES

AR.I.MA.

Inventarios

Pronóstico

Mantenimiento

Series de tiempo

### 0.3 JUSTIFICACIÓN

La gestión de inventarios conlleva a dos costos básicos, el primero de ellos representa el valor de incurrir en faltantes de repuestos o materiales en el momento en que estos son requeridos. Este costo es medido en proporción a la producción perdida y a las demoras ocasionadas en la ejecución de las tareas de mantenimiento.

El segundo rubro lo representa el almacenamiento y la gestión del inventario, son costos de capital del que no se dispone y gestión física y administrativa de los ítems. La correcta gestión entonces es encontrar el equilibrio entre tener mucho o tener poco inventario y los costos que se asocian a estos (Díaz, 1991).

El asegurar una disminución en la inversión en repuestos de mantenimiento, genera a las empresas una baja en los rubros por concepto de mantener el inventario de insumos de referencias con bajas demandas. Las empresas gastan cerca del 80 % de los recursos de mantenimiento en mantener estos inventarios, por tanto un mejor manejo de estos acarrea grandes ahorros.

La producción al orientarse hacia la competitividad desencadena en el ámbito de mantenimiento e ingeniería de fábrica, a implementar una estrategia que pretende alcanzar diversos objetivos, como; medir costos, compararse y predecir. Un rubro de la gestión de mantenimiento es el manejo de repuestos, cuya serie en el tiempo presenta características que difieren de las de productos masivos. En este punto toma relevancia modelos genéricos como los ARIMA que son independientes de las características de las series a trabajar (Mora, 2006).

## 0.4 OBJETIVOS

### 0.4.1 GENERAL

Desarrollar una metodología para determinar la condición AR.I.MA de una o múltiples series de tiempo, a partir de las características estadísticas de la misma.

## 0.5 ESPECÍFICOS

### 0.5.1 Objetivo 1

Describir los criterios estadísticos de una serie temporal, que se aproxime a las características del comportamiento de series de tiempos pronosticables con modelos AR.I.MA – Nivel 1 – Conocer.

### 0.5.2 Objetivo 2

Verificar el cumplimiento de los criterios estadísticos pertinentes en la predicción de valores futuros de las series temporales – Nivel 2 – Comprender.

### 0.5.3 Objetivo 3

Emplear una aplicación en base Excel para el análisis estadístico de las series y el cálculo de valores futuros por diferentes métodos de pronósticos – Nivel 3 – Aplicar.

### 0.5.4 Objetivo 4

Constatar las características y predicciones obtenidas contra los valores reales de la serie, para medir el grado de acierto obtenido con el planteamiento de un derrotero – Nivel 4 – Analizar.

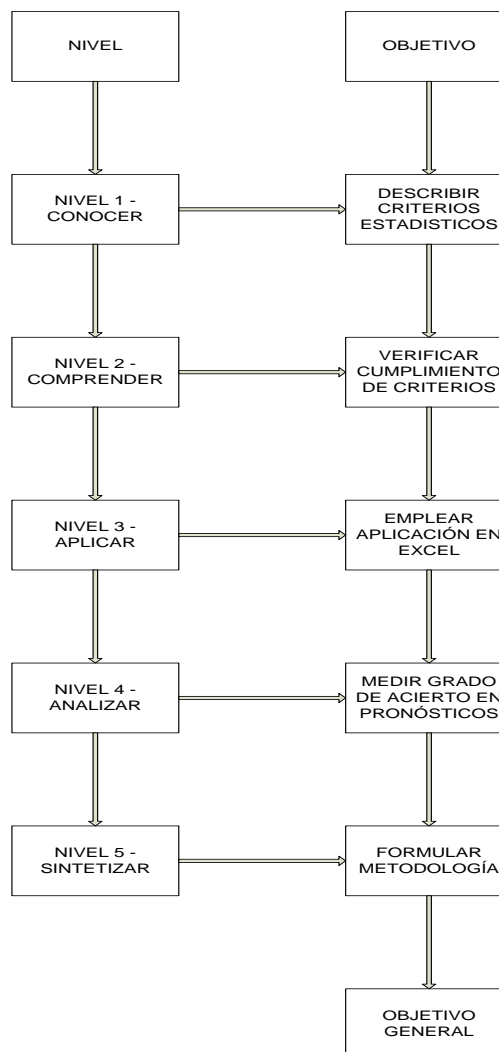
### 0.5.5 Objetivo 5

Formular a la luz de los resultados una metodología que de manera previa indique la condición ARIMA de las series de tiempo – Nivel 5 – Sintetizar.

### 0.5.6 Objetivo 6

Concluir las principales observaciones y resultados obtenidos en el proceso investigativo.

Ilustración 1 - Secuencia lógica de objetivos.



## 1 CRITERIOS ESTADÍSTICOS

### 1.1 OBJETIVO 1

Describir los criterios estadísticos de una serie temporal, que se aproxime a las características del comportamiento de series de tiempos pronosticables con modelos AR.I.MA

### 1.2 SERIES DE TIEMPO

La serie de tiempo es una sucesión en el tiempo de observaciones de una o varias variables, para cada instante existe una muestra de tamaño uno. El uso se extiende desde fenómenos sociales, economía e ingeniería y su insumo son los números (Bowerman, y otros, 2007).

El análisis de series de tiempo es útil para identificar patrones en el arreglo. Estas características se proyectan para obtener una estimación de la variable en el futuro. Este análisis permite manejar la incertidumbre que esta asociada a los acontecer venideros (Levin, y otros, 2004).

#### 1.2.1 Características de la serie de tiempo

La serie de tiempo en su estructura asume ciertas características acordes a la naturaleza de los datos. Puede presentar ruido, tendencia, variación cíclica y fenómenos irregulares.

El ruido se mide con la diferencia entre los valores normales y los que surgen posteriores a suavizar la serie con medias móviles. Con la tendencia el valor de la variable aumenta o disminuye según sea el signo de la pendiente. Valores que se repiten en un periodo son evidencia de conducta cíclica o estacional de acuerdo al lapso de tiempo.

El valor dentro de la serie de tiempo que difiere de la naturaleza de la misma, se

considera un dato irregular, esto es evidencia de un posible proceder aleatorio del fenómeno (Levin, y otros, 2004).

### 1.2.2 Criterio para definir características

El criterio para definir la presencia del ruido en la serie, se define de manera visual luego de aplicar media móvil a los valores originales. Se evalúa la coincidencia de ambas graficas y en caso de no concordar se dice que existe ruido.

La tendencia se evalúa *a priori* por medio de la pendiente, este valor se obtiene por mínimos cuadrados y en caso de ser superior a 0.25 o menos a -0.25 es evidencia estructura de tendencia. Sin embargo la prueba robusta es la ACF<sup>1</sup>, en caso de presentar los primeros palotes fuera de la banda confirma el análisis (Mora, 2009).

El análisis grafico da luces para indicar presencia de estructura repetitiva en el tiempo, sin embargo análisis con software como *statgraphics*, revela la existencia de fenómenos que se repiten en el tiempo.

El uso de software para análisis previo, ayuda a vislumbrar de igual manera si algún dato esta fuera del patrón normal del arreglo (Mora, 2009).

## 1.3 CRITERIOS ESTADÍSTICOS EN SERIES DE TIEMPO

Las características propias de una serie de tiempo se determinan por criterios de estadística descriptiva; esta analiza y representa un conjunto de datos para aproximar a la tipología del arreglo. Las medidas de tendencia central muestran que tanto se agrupan o dispersan los valores presentes en la serie. Y conceptos como la autocorrelación indica la fuerza de la correlación entre las observaciones de un fenómeno en un lapso de tiempo (Garcia, y otros, 2007).

---

<sup>1</sup> ACF: Auto Correlation Function - Función de autocorrelación simple.

### 1.3.1 Variabilidad

Las medidas de dispersión o medidas de variabilidad, son evidencia de lo inestable de una distribución; indica por medio de un número si los diferentes valores de una variable distan mucho de su media. Cuanto mayor sea ese valor, mayor será la variabilidad, cuanto menor sea, más homogénea será a la media. Así se sabe si los casos se parecen o varían entre ellos (Warkerly, y otros, 1986).

La definición matemática dentro de la metodología universal de pronósticos, refiere el grado de desviación respecto a la media de la serie, este valor da una idea de lo estable del entorno en el que se mueve la variable objeto de estudio, su valor para garantizar la ausencia de cambios de nivel debe estar por debajo del 50% (Mora, 2009).

Ecuación 1 - Variabilidad

$$Variabilidad = \frac{\text{desviación estandar}}{\text{promedio}}$$

(Mora, 2009)

### 1.3.2 Función de Autocorrelación

La Autocorrelación simple mide la fuerza de la correlación entre las observaciones de un fenómeno en un lapso de tiempo.

Ecuación 2 - Función de Autocorrelación.

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (y_t - \bar{y})(y_{t+k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y})^2}$$

(StatPoint, 2007)

La autocorrelación simple muestra la asociación entre valores de la misma variable en diferentes periodos de tiempo (Makridakis, y otros, 1978).



### 1.3.3 Función de Autocorrelación Parcial

La Autocorrelación Parcial mide el grado de correlación entre dos variables que se separan  $n$  periodos, cuando se neutraliza la dependencia línea que se crea por los retardos intermedios entre ambas.

Lo que significa que, la autocorrelación parcial identifica la relación entre los valores actuales y los valores anteriores de la serie cronológica original (Makridakis, y otros, 1978).

### 1.3.4 Aleatoriedad

La aleatoriedad es una definición que se asocia a todo proceso cuyo resultado no es previsible más que en razón de la intervención del azar. El resultado de todo suceso aleatorio no puede determinarse en ningún caso antes de que este se produzca. El estudio de los fenómenos aleatorios queda dentro del ámbito de la teoría de la probabilidad y, en un marco más amplio, en el de la estadística (Warkerly, y otros, 1986).

### 1.3.5 Generación de aleatoriedad

La conducta aleatoria se describe a partir de tres aspectos; la aleatoriedad que proviene del entorno, por ejemplo el movimiento browniano de un hardware que genere números aleatorios. La aleatoriedad de las condiciones iniciales. Este aspecto se estudia por la Teoría del Caos y se encuentra en sistemas sensibles a pequeñas variaciones en las condiciones iniciales, por ejemplo, lanzar un dado.

La aleatoriedad intrínseca que genera un sistema, es del tipo que usan en los generadores de números pseudoaleatorios. Hay muchos algoritmos para generar este tipo de números. Este método es más rápido que obtener verdadera aleatoriedad del entorno (Walpole, y otros, 1999).

### 1.3.6 Verificación de la aleatoriedad

La prueba de rachas, es un test que se aplica a una muestra de números para verificar su aleatoriedad o no. El primer paso es calcular la mediana de la serie a evaluar, para obtener la diferencia entre cada valor real y la mediana obtenida.

Ilustración 2 - Serie temporal de ítems consumibles.

ene - 2006	feb - 2006	mar - 2006	abr - 2006	may - 2006	jun - 2006	jul - 2006
299	407	500	51	353	367	279
222	39	149	138	86	83	471
303	170	514	107	517	516	77
249	364	284	503	481	402	261
499	447	385	107	53	65	60
279	325	509	387	71	21	321
269	483	456	340	298	378	392
486	367	429	35	344	386	456
530	447	473	494	290	198	379
335	383	413	490	133	387	485
426	424	323	428	366	421	525

El siguiente paso es identificar las variables N1 y N2 que son los valores menores a 0 y los mayores a 0 respectivamente. Estas variables representan característica que solo pueden tomar 2 resultados. Posterior a esto se calculan las rachas, que consiste en evaluar cada numero con su anterior, si son diferentes evidencia que existe una racha en caso contrario no existe (Warkerly, y otros, 1986).

Ilustración 3 – Cálculo de Mediana y diferencia con Valores reales.

48	337	-38	70	163	-286	16	30
	245.5	-23.5	-206.5	-96.5	-107.5	-159.5	-162.5
	283.5	19.5	-113.5	230.5	-176.5	233.5	232.5
	287	-38	77	-3	216	194	115
	254	245	193	131	-147	-201	-189
	265	14	60	244	122	-194	-244
	299.5	-30.5	183.5	156.5	40.5	-1.5	78.5
	205.5	280.5	161.5	223.5	-170.5	138.5	180.5
	264.5	265.5	182.5	208.5	229.5	25.5	-66.5
	229.5	105.5	153.5	183.5	260.5	-96.5	157.5
	379.5	46.5	44.5	-56.5	48.5	-13.5	41.5

Ilustración 4 – Estimación de variables N1 y N2. Y Cálculo de Rachas.

1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1
1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	0
0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0
1	0	1	0	0	0	1	1	1	0	0
0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0
0	0	0	0	1	1	0	1	1	0	1
1	0	0	0	1	0	0	1	1	0	1
0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	1

0	1	0	1	1	0	1
0	0	0	0	0	0	1
0	1	1	1	1	0	1
0	1	1	1	0	0	1
0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	1	0	1
0	1	0	0	1	1	0
0	0	0	1	1	0	0
0	0	0	0	0	1	1
0	0	0	0	1	1	0
0	0	1	1	1	1	0
0	0	1	0	0	0	1

Ilustración 5 – Parámetros y Cálculo de aleatoriedad.

N1	N2	D ESTANDAR	N	Z	¿Tiene Aleatoriedad?	¿Cumple Prueba ACF?
24	24	3.427051335	25	-0.875388113	Si	No
24	24	3.427051335	25	1.16718415	Si	No
24	24	3.427051335	25	-0.875388113	Si	No
24	24	3.427051335	25	-1.16718415	Si	No
24	24	3.427051335	25	-0.583592075	Si	No
24	24	3.427051335	25	0.875388113	Si	No
24	24	3.427051335	25	0.583592075	Si	No
24	24	3.427051335	25	0.583592075	Si	No
24	24	3.427051335	25	-2.042572263	No	Si

El proceso termina al sumar todas las rachas obtenidas, la aleatoriedad en la extracción de la muestra se rechaza cuando:

Ecuación 3 – Criterio de Rechazo, test de rachas

$$|Z_R| > Z_{1-\frac{\alpha}{2}}$$

(Warkerly, y otros, 1986)

El criterio del teorema central del límite versa que cuando el tamaño de las muestras es suficiente grande, la practica acepta muestra mayor a 30, la distribución de rachas se aproxima a una distribución normal con los siguientes parámetros

Ecuación 4 – Parámetros distribución de Rachas.

$$\mu = \frac{2n_1n_2}{n_1 + n_2} + 1$$

$$\sigma^2 = \frac{2n_1n_2(2n_1n_2 - n_1 - n_2)}{(n_1 + n_2)^2(n_1 + n_2 - 1)}$$

$$Z_R = \frac{(R - \mu_R)}{\sigma_R}$$

(Warkerly, y otros, 1986)

Siendo la primera la media, la segunda la varianza y el tercero el estadístico de prueba (Novales, 1994).

La tesis se acepta para los casos en que el estadístico obtenido es inferior al estadístico que se obtiene de la tabla de distribución normal para el nivel de significancia deseado (Barreiro, y otros, 2006).

### 1.3.7 Homocedasticidad

La homocedasticidad es una propiedad fundamental del modelo de regresión lineal general y está dentro de sus supuestos clásicos básicos. Se dice que existe homocedasticidad cuando la varianza de los errores de la regresión es la misma para cada observación.

La ausencia de esta situación indica que existe heterocedasticidad, que es cuando la varianza de cada término no es un número constante. Este fenómeno suele ser

muy común en datos de corte transversal y también se presenta en series de tiempo (Gujarati, 1996).

#### 1.4 MODELOS AR.I.MA.

El termino AR.I.MA. hace referencia a modelos de promedios móviles autorregresivos. Se describe a partir de 6 parámetros. Tres en la parte normal en letra minúscula y tres en la parte estacional en letra mayúscula (Mora, 2009).

La parte AR se refiere a casos con relación al pasado, el dato actual tiene fuerte relación con el anterior. El termino MA se refiere a lo raro, a aspectos aleatorios que nada tiene que ver con el pasado de la variable. Mientras el termino I describe la diferencia requerida para volver estacionario el proceso.

Los modelos AR.I.MA. son de carácter general, es decir, sin importar la característica de la serie existe un modelo que es capaz de explicar el fenómeno. Los fenómenos exógenos a la serie se anidan dentro del arreglo (Mora, 2009).

Ecuación 5 – Definición de modelo AR.I.MA.

$$(AR, I, MA) = (p, d, q)(P, D, Q)$$

(Mora, 2009)

##### 1.4.1 Criterio de decisión para selección de modelo AR.I.MA.

La elección de un modelo AR.I.MA, que este acorde a las características de una serie, ejecuta un procedimiento que consta de varias etapas, inicia con el análisis de estacionariedad que consiste en analizar funciones de autocorrelación simple y autocorrelación parcial. En caso de ser necesario se recurre al proceso de diferenciación.

La garantía de ser un proceso estacionario permite lanzar la hipótesis de posibles valores de la parte autorregresiva y de media móvil que corresponde a los

parámetros  $p$  y  $q$  de manera respectiva.

La hipótesis de valores  $p$  y  $q$  debe se debe validar. Para esto se recurre a prueba de ajuste, algunas entre el pronóstico y el valor real y otras de las estimaciones que se realizan. La prueba test  $T$  de nulidad de medias para el parámetro que se estima debe arrojar un *p-value* superior al 5% para aceptar el modelo.

El error cuadrado medio,  $MSE^2$ , debe ser el más bajo que se presenta en los modelos tentativos. Sirve para validar la selección del modelo. Y para contrastar la prueba de espejo entre modelos AR y MA.

El examen de las gráficas ACF y PACF de los residuos, no debe arrojar valores de estimación significativos diferentes de cero y estar distribuidos en forma dispersa a lo largo de los diferentes periodos de tiempo (Mora, 2009).

## 1.5 CONCLUSIONES DE CAPÍTULO

El desarrollo del objetivo permite describir cuales son los criterios estadísticos que describen la naturaleza de las series de tiempo, así como las características intrínsecas a cada una.

El concepto AR.I.MA se describe, así como sus parámetros y formas de evaluación.

---

<sup>2</sup> *MSE*: Mean Square Error.

## 2 CUMPLIMIENTO DE CRITERIOS ESTADÍSTICOS.

### 2.1 OBJETIVO 2

Verificar el cumplimiento de los criterios estadísticos pertinentes en la predicción de valores futuros de las series temporales.

### 2.2 CUMPLIMIENTO DE CRITERIOS ESTADÍSTICOS

El proceso de verificar que se cumpla cada uno de los criterios estadísticos expuestos de manera previa consiste en analizar de manera singular cada una de las n series que conforman el total de ítem a evaluar. La prueba inicial es la de variabilidad en la cual se evalúa si la serie presenta cambios fuertes de nivel, lo que es evidencia de cambios en el entorno en que los ítems se desenvuelven.

El requisito numérico, sugiere calcular la desviación estándar y el promedio del total de datos, el cociente de estos dos valores es la variabilidad la cual por estándar internacional debe ser inferior al 50% (Mora, 2009).

Ilustración 6 – Cálculo de variabilidad en Excel.

dato 35	297	294	207	63	57	18	43
dato 36	280	337	77	61	62	25	52
dato 37	239	240	107	64	67	26	98
dato 38	251	112	279	63	69	29	55
dato 39	380	318	304	54	78	24	27
dato 40	252	254	126	60	60	30	43
dato 41	231	188	204	50	63	28	47
dato 42	255	126	231	52	68	13	48
dato 43	217	154	46	54	64	25	41
dato 44	410	233	212	52	53	16	76
dato 45	265	166	174	71	62	29	46
dato 46	310	244	216	51	62	38	50
dato 47	196	259	230	79	68	36	46
dato 48	171	99	199	58	66	37	24
Desviaciónestandar	65.7781032	112.60201	129.69177	15.776138	6.8644422	8.7809231	23.7694955
promedio	212.583333	235.35417	266.45833	50.416667	55.666667	17.958333	27.1041667
variabilidad	0.309422673	0.47843644	0.4867244	0.31291513	0.12331333	0.48896091	0.876968321

Elaboración propia.

Ilustración 7 – Calculo de variabilidad con Software.

Archivo a cargar <input type="text"/> Examinar...											
Cargar archivo											
Columna1	Columna2	Columna3	Columna4	Columna5	Columna6	Columna7	Columna8	Columna9	Columna10	Columna11	Columna12
153	295	249	45	50	10	4	0	0	0	0	0
173	230	402	60	50	10	3	0	0	0	0	0
153	168	173	55	50	10	0	0	0	0	0	0
181	243	156	45	50	10	2	0	0	0	0	0
144	477	318	55	50	10	4	0	0	0	0	0
152	285	530	31	50	10	0	0	0	0	0	0
238	216	419	56	50	10	0	0	0	0	0	0
246	302	462	63	50	10	6	0	0	0	0	0
Promedio Columna2=235.35416666667											
Numero de datos promediados =48											
Desviacion estandar Columna2=112.60200851981											
Variabilidad Columna2 = 0.47843643524394											

La software de pronóstico muestra la variabilidad para cada serie de la base de datos, el caso de las serie 2 muestra que es de 0.4784 el mismo valor que arroja Excel. Del total de series en estudio, 8 presentan problemas de variabilidad superior a 0.50, se corrige al adicionar una constante lo que aumenta el promedio para cumplir uno de los requisitos de aplicación de la metodología universal de pronósticos (Carrión, 1999).

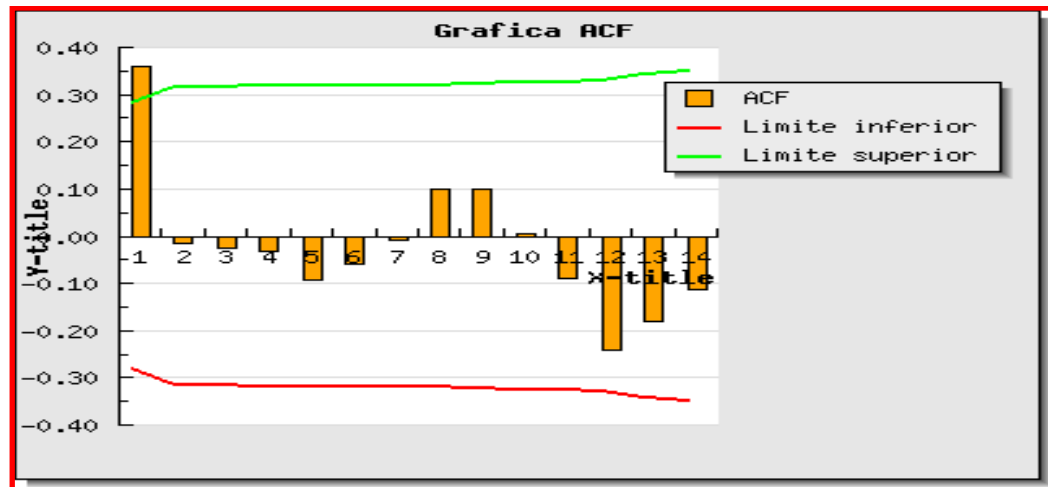
El siguiente análisis corresponde a la herramienta más poderosa del estudio, es la prueba de autocorrelación simple. Esta prueba observa en la grafica de autocorrelación el valor de las correlaciones que están por fuera de la banda de confianza, si esto sucede se postula que la serie presenta tendencia, por tanto la aleatoriedad está ausente en estos valores.

El modelo AR.I.MA requiere que la serie virgen presente este comportamiento, ítems con demandas históricas aleatorias se pronostican con mayor exactitud con el uso de modelos de suavización.



El software de pronósticos del grupo GEMI realiza esta prueba para cada serie que la requiere y arroja los resultados de manera grafica y numérica.

Ilustración 8 – Gráfica ACF software de pronóstico.



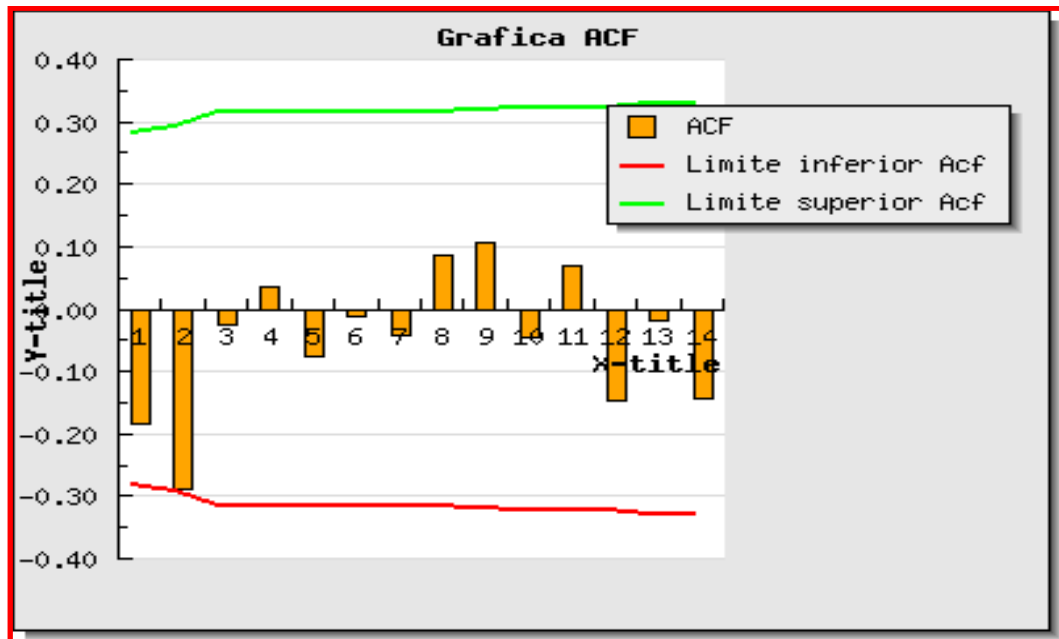
La serie 2 que se utiliza en el estudio hasta ahora, arroja un ACF con el primer valor por fuera de la banda de confianza lo que indica que la serie presenta tendencia y que hasta ahora puede ser pronosticable por un modelo AR.I.MA.

El análisis contempla de igual modo la función de autocorrelación parcial. Las observaciones en torno a esta prueba son similares a la anterior. De igual forma el software está en capacidad e realizarla tanto numérica como gráfica.

La presencia de tendencia en las series muestra que estas no presentan la misma media para cada muestra que se escoja este concepto se conoce como heterocedasticidad. Las series susceptibles de pronosticar por modelos AR.I.MA. deben ser todas homocedásticas. Para esto se realiza la diferenciación (Makridakis, y otros, 1978).

La diferenciación tiene como objeto centrar la serie en media, es decir, asegurar que en cualquier muestra el arreglo presente el mismo valor. Lo que elimina la presencia de la tendencia (Pérez, 2007).

Ilustración 9 – ACF posterior a aplicar diferencia.



La gráfica para la serie 2 muestra la función de autocorrelación simple luego de aplicar diferencia normal de orden 1, no se identifica valores por fuera de la banda de confianza.

Para la prueba de PACF se procede de igual manera y el análisis es similar.

### 2.3 CONCLUSIONES DE CAPÍTULO

El desarrollo del objetivo es evidencia de que la variabilidad es el criterio inicial para aplicar la metodología universal de pronósticos, se debe verificar que esté por debajo del 50 % permitido para pronosticar la serie.

El grafico de autocorrelación simple reúne importes características de la serie, indica si esta presenta tendencia o aleatoriedad, también da luces acerca de la necesidad de convertir el arreglo en homocedástica o si cumple esta característica.

### 3 USO DE APLICACIÓN EN BASE EXCEL

#### 3.1 OBJETIVO 3

Emplear una aplicación en base Excel para el análisis estadístico de las series y el cálculo de valores futuros por diferentes métodos de pronósticos.

#### 3.2 INTRODUCCIÓN

El lenguaje de programación usado para el código de cálculo y que es compatible con las características de Excel es *PHP*<sup>3</sup>. Este es un lenguaje de programación alto rendimiento, diseñado para creación de páginas web dinámicas, puede ser desplegado en la mayoría de los servidores web y en casi todos los sistemas operativos y plataformas sin costo alguno (Wikipedia, 2012).

#### 3.3 MANUAL DE USUARIO SOFTWARE PRONÓSTICO

##### 3.3.1 Instalación servidor virtual

El proceso de instalar el servidor inicia con la descarga del *wamp server*, para esto se requiere ir a la página [www.wampserver.com](http://www.wampserver.com) y se da doble clic al logo de *wamp server 2.2<sup>a</sup>* y en la ventana emergente click en ejecutar (Mora, 2012).

Ilustración 10 – Logo Wamp Server.



---

<sup>3</sup> *PHP*: Hypertext pre-processor (Personal home page tool).

La acción de ejecutar el icono arroja una nueva ventana emergente donde se inicia el *setup* del programa.

Ilustración 11 – Paso 2 instalación servidor virtual.

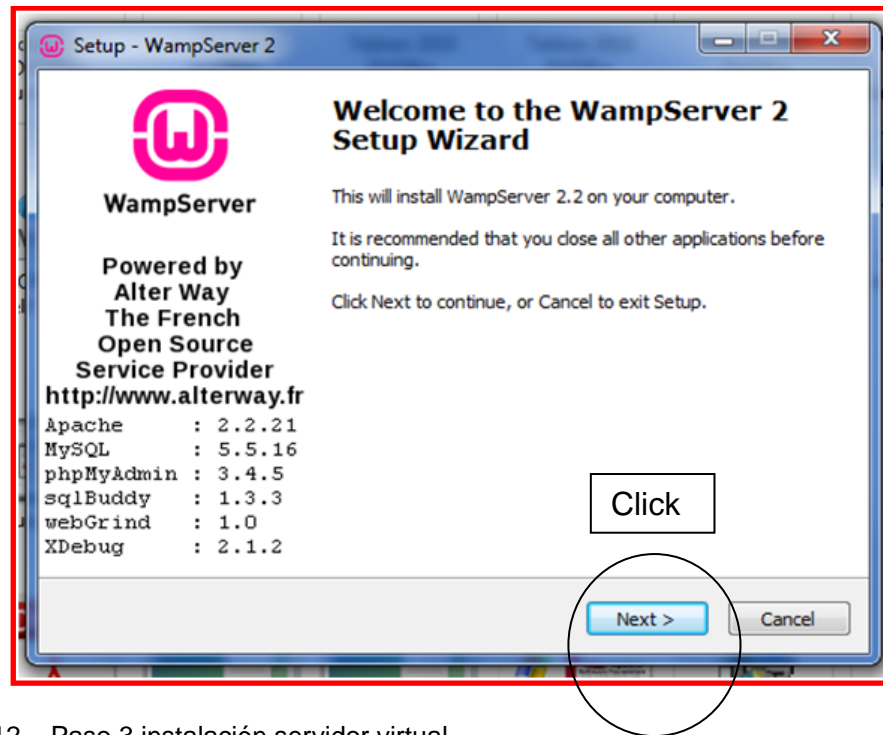


Ilustración 12 – Paso 3 instalación servidor virtual.

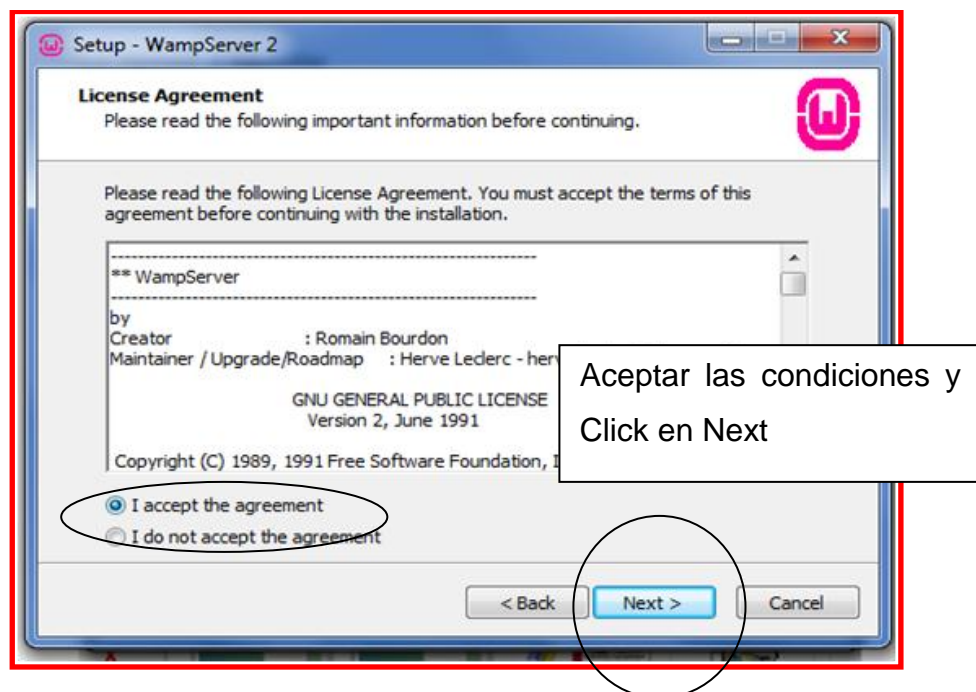


Ilustración 13 – Paso 4 instalación servidor virtual.

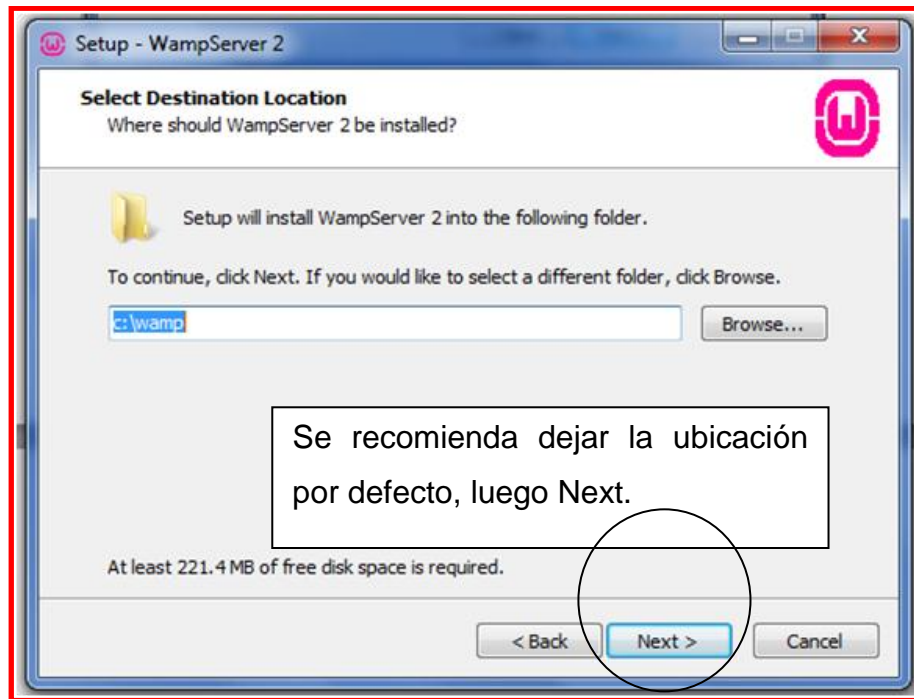
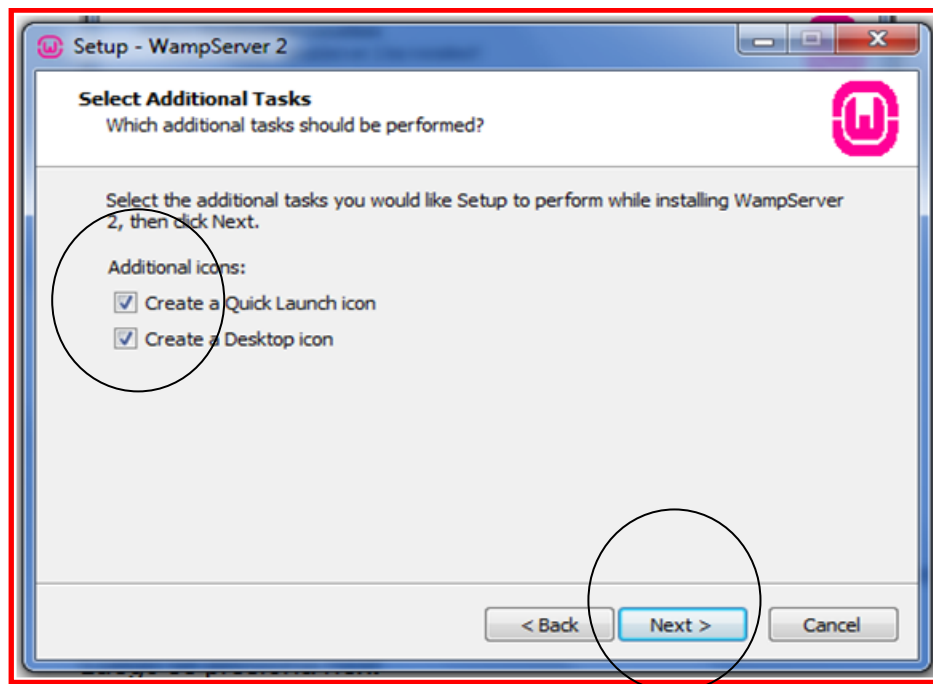
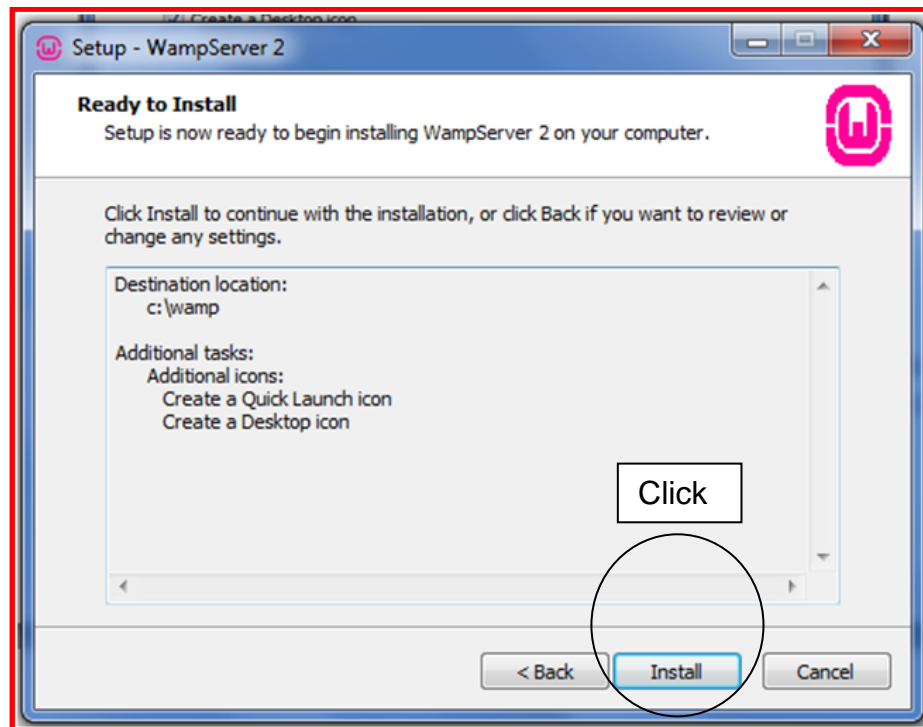


Ilustración 14 – Paso 5 instalación servidor virtual.



El servidor da la posibilidad de crear accesos directos desde la barra de herramientas o desde el escritorio de acuerdo a la preferencia del usuario, se selecciona la opción que se requiere y click en *next* (Mora, 2012).

Ilustración 15 – Paso 6 instalación servidor virtual.



El proceso de instalar el servidor se inicia y aparece el icono que indica que porcentaje del proceso ha corrido. Posterior a esto se pregunta qué navegador se utiliza de manera normal para correr el servidor, pueden ser redes privadas o públicas.

Los parámetros de *php mail* se dejan tal cual aparecen en el proceso, se selecciona la opción de *lauch wampserver 2 now* para que el programa se ejecute una vez finalice la instalación; se click en finalizar para que el proceso quede completo. Todo esta parte del proceso se muestra en las ilustraciones siguientes.

Ilustración 16 – Paso 7 instalación servidor virtual.

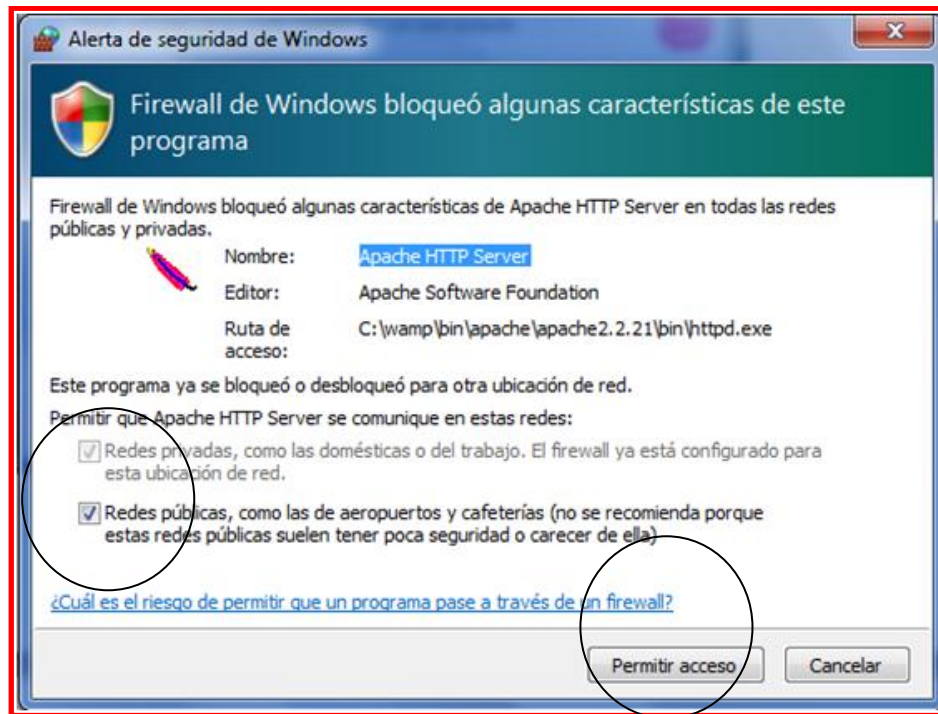


Ilustración 17 – Paso 8 instalación servidor virtual.

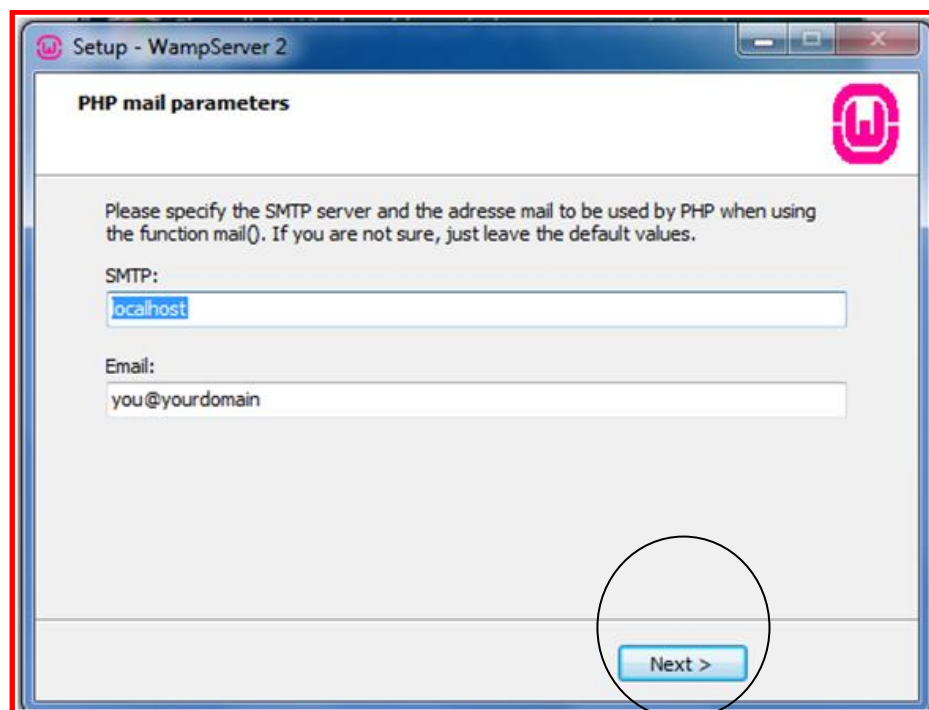
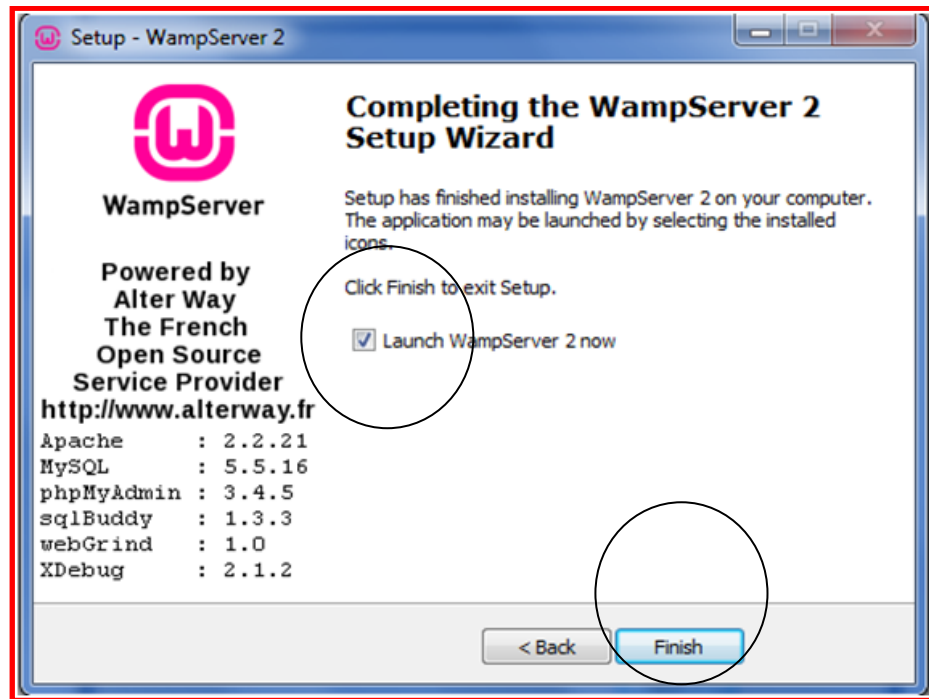


Ilustración 18 – Paso 9 instalación servidor virtual.



(Mora, 2012)<sup>4</sup>

### 3.3.2 Manejo de WampServer.

El proceso de instalar el servidor virtual es el primer paso para poder utilizar el software de pronóstico diseñado por el grupo de estudios en mantenimiento industrial de la universidad EAFIT, la segunda instancia es dominar el manejo del mismo.

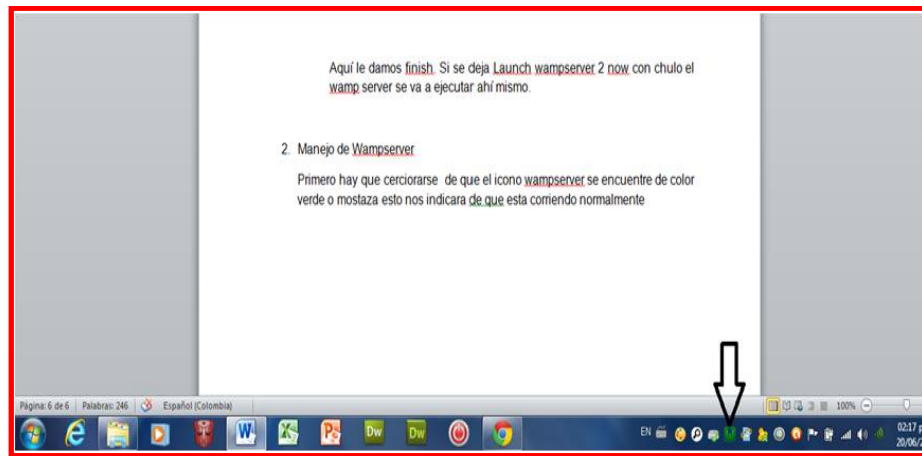
El programa debe estar activo, para esto se verifica que en la barra de herramientas en la parte inferior del computador se encuentre el icono del servidor de color verde o mostaza. En ambos casos el programa se ejecuta de manera correcta.

---

<sup>4</sup> Todas las referencias de ilustraciones de este capítulo vienen de la misma fuente.

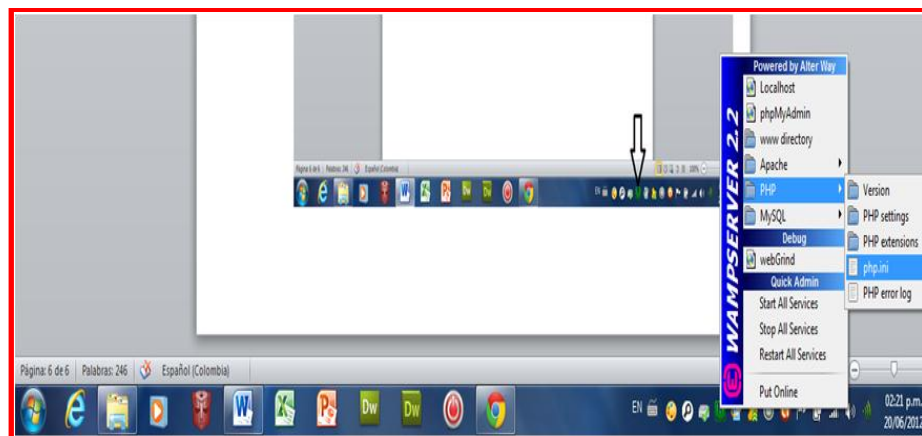


Ilustración 19 – Icono de servidor de color verde.



La acción del click sobre el icono, abre una subventana en la que se selecciona *PHP* y luego *PHP.INI*. en el archivo txt que se abre, se busca la línea *resource limits* aquí se cambia el tiempo de ejecución de 30 segundos a 600 segundos, esto con el fin de garantizar que procesos pesados tengan tiempo para ser ejecutados.

Ilustración 20 – Cambio en tiempo de ejecución.



```

Resource Limits ;
; Maximum execution time of each script, in seconds
; http://php.net/max-execution-time
; Note: This directive is hardcoded to 0 for the CLI SAPI
max_execution_time = 30
; Maximum amount of time each script may spend parsing request data. It's a good
; idea to limit this time on productions servers in order to eliminate unexpectedly
; long running scripts.
; Note: This directive is hardcoded to -1 for the CLI SAPI
; Default value: -1 (Unlimited)
; Development value: 60 (60 seconds)
; Production value: 60 (60 seconds)
; http://php.net/max-input-time
max_input_time = 60

```

La línea que corresponde a los mensajes de error luego de ejecutar el programa es *error handling and logging* la línea de *error reporting* se edita *e\_all* por *e\_all & ~e\_notic*, para que el servidor no arroje alertas innecesarias.

Ilustración 21 – Alerta de errores.

```

Common values:
E_ALL & ~E_NOTICE (Show all errors, except for notices and coding standards warnings.)
E_ALL & ~E_NOTICE | E_STRICT (Show all errors, except for notices)
E_COMPILE_ERROR|E_RECOVERABLE_ERROR|E_ERROR|E_CORE_ERROR (Show only errors)
E_ALL | E_STRICT (Show all errors, warnings and notices including coding standards.)
Default value: E_ALL & ~E_NOTICE
Development value: E_ALL | E_STRICT
Production value: E_ALL & ~E_DEPRECATED
; http://php.net/error-reporting
error_reporting = E_ALL
; This directive controls whether or not and where PHP will output errors,
; notices and warnings too. Error output is very useful during development, but
; it could be very dangerous in production environments. Depending on the code
; which is triggering the error, sensitive information could potentially leak
; out of your application such as database usernames and passwords or worse.
; It's recommended that errors be logged on production servers rather than
; having the errors sent to STDOUT.
Possible values:
Off = Do not display any errors
stderr = Display errors to STDERR (affects only CGI/CLI binaries!)
On or stdout = Display errors to STDOUT
Default value: On
Development value: On

```

La capacidad de cargar archivos desde 2Mb a 50 Mb; para garantizar que el archivo de Excel de donde provienen los datos se pueda cargar en el programa; se cambia por la línea de *file uploads*. Una vez se configura el archivo se guarda los cambios y se reinicia con la opción *restart all services* para que los cambios tengan efecto (Mora, 2012).

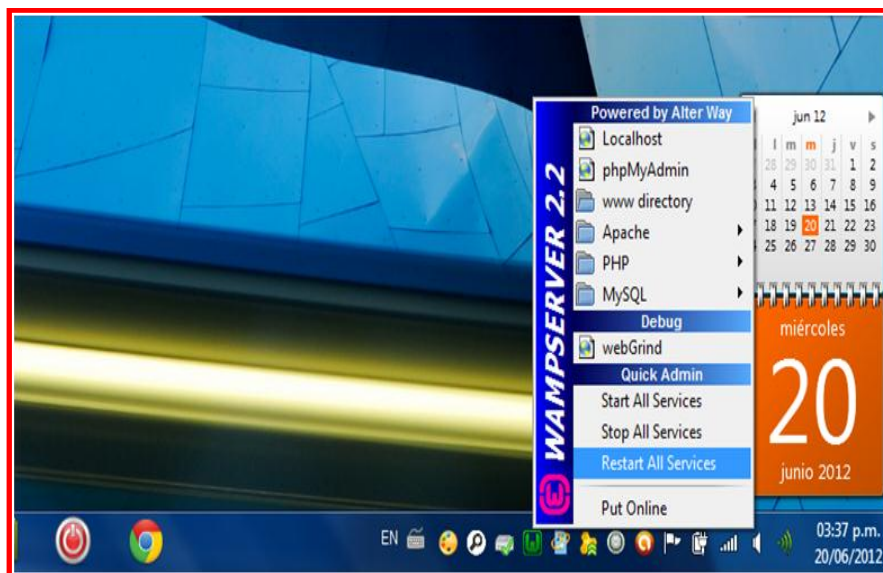
Ilustración 22 – Capacidad de cargar archivos.

```

; File Uploads ;
;
; whether to allow HTTP file uploads.
; http://php.net/file-uploads
file_uploads = on
;
; Temporary directory for HTTP uploaded files (will use system default if not
; specified).
; http://php.net/upload-tmp-dir
upload_tmp_dir = "c:/wamp/tmp"
;
; Maximum allowed size for uploaded files.
; http://php.net/upload-max-filesize
upload_max_filesize = 2M

```

Ilustración 23 – Reiniciar servidor.



### 3.4 USO DE LA APLICACIÓN PARA ANÁLISIS PREVIO

La aplicación que se desarrolla permite cargar desde Excel archivos con n cantidad de series de tiempo, el archivo debe presentar ciertas características que las hace compatibles con el lenguaje de programación.

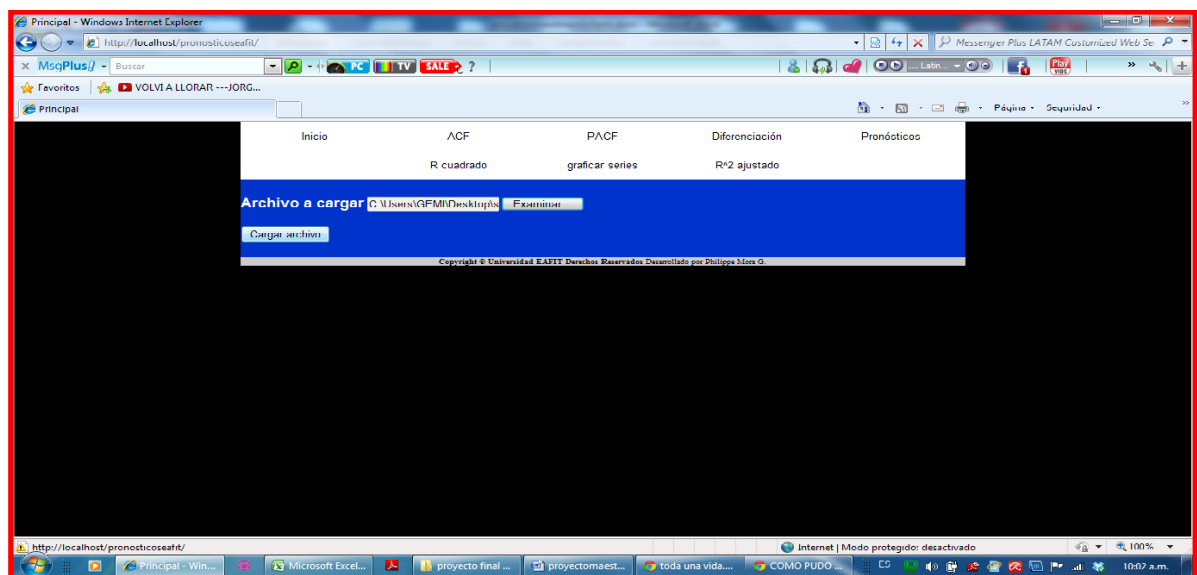
El número de datos de cada una de las series debe ser el mismo. En caso de que las series no presenten esta característica, se debe llenar el número de datos

faltante desde el inicio del arreglo con -1, de esta manera el programa entiende que corresponde a valores vacíos y realiza los cálculos de manera correcta.

Al final de cada arreglo no debe quedar espacio en blanco, esto crea conflictos con el lenguaje y no permite realizar cálculos correctos. El archivo Excel de las series debe ser un archivo .csv MS – DOS, se recomienda que la hoja de cálculo sea virgen, que no presente formulas ni valores en ninguna hoja (Mora, 2012).

El proceso inicia con la carga del archivo. Scv en el software, para esto se debe saber cuál es su ubicación dentro del equipo de trabajo.

Ilustración 24 – Cargar Archivo de trabajo.



#### 3.4.1 Cálculo desviación, promedio y variabilidad.

La base de datos se carga, el software de manera automática calcula para serie la desviación estándar, el promedio y la variabilidad. En capítulos previos se indica la formulación matemática para el cálculo de cada una de estas características estadísticas.

Ilustración 25 – Cálculo variabilidad.

<div> <div>Archivo a cargar</div> <div>Examinar...</div> </div> <div>Cargar archivo</div>											
Columna1	Columna2	Columna3	Columna4	Columna5	Columna6	Columna7	Columna8	Columna9	Columna10	Columna11	Columna12
153	295	249	45	50	10	4	0	0	0	0	0
173	230	402	60	50	10	3	0	0	0	0	0
153	168	173	55	50	10	0	0	0	0	0	0
181	243	156	45	50	10	2	0	0	0	0	0
144	477	318	55	50	10	4	0	0	0	0	0
152	285	530	31	50	10	0	0	0	0	0	0
238	216	419	56	50	10	0	0	0	0	0	0
246	302	462	63	50	10	6	0	0	0	0	0
<div>Promedio Columna2=235.35416666667</div> <div>Numero de datos promediados =48</div> <div>Desviacion estandar Columna2=112.60200851981</div> <div>Variabilidad Columna2 = 0.47843643524394</div>											

Elaboración propia.

La columna dos en este caso arroja un promedio de 235.35, una desviación estándar de 112.60 y una variabilidad de 0.478 para un total de 48 datos históricos.

La barra de desplazar la pantalla permite ver las series previas o subsiguientes según el ítem que el usuario desee evaluar. Para el caso en que la variabilidad este por encima de 0.50 que es el valor de referencia, esta se presenta en color rojo lo cual indica que hay cambios de nivel en la serie (Mora, 2009).

### 3.4.2 Función de Autocorrelación

La prueba de *ACF* se realiza dando click en el botón que corresponde a esta, se identifica de manera fácil ya que este presenta la leyenda con el nombre de la prueba, en la pantalla que emerge se indica que serie se desea evaluar, se ingresa y se da enviar.

Ilustración 26 – Función de Autocorrelación simple.

ACF											
Columna1	Columna2	Columna3	Columna4	Columna5	Columna6	Columna7	Columna8	Columna9	Columna10	Columna11	Columna12
153	295	249	45	50	10	4	0	0	0	0	0
173	230	402	60	50	10	3	0	0	0	0	0
153	168	173	55	50	10	0	0	0	0	0	0
181	243	156	45	50	10	2	0	0	0	0	0
144	477	318	55	50	10	4	0	0	0	0	0
152	285	530	31	50	10	0	0	0	0	0	0
238	216	419	56	50	10	0	0	0	0	0	0

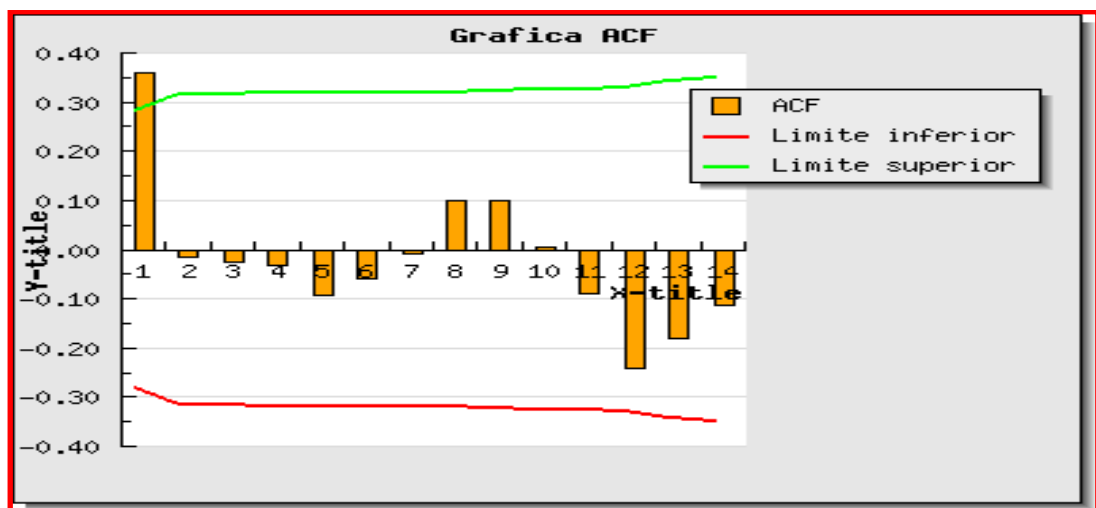
  

a 2	ACF Columna 2	Error Columna 2	Limite inferior Columna 2	limite superior Columna 2	Salte de la banda Columna 2
	0.35814517064676	0.14433756729741	-0.28290163190292	0.28290163190292	SI
	-0.014104942241266	0.16179564828017	-0.31711947062913	0.31711947062913	No
	-0.025615938360742	0.16182126362302	-0.31716967670112	0.31716967670112	No
	-0.031015511314271	0.16190571960137	-0.31733521041869	0.31733521041869	No
	-0.092934797403267	0.16202945345592	-0.31757772877361	0.31757772877361	No

Elaboración propia.

El programa muestra entonces el valor de cada correlación, el error respectivo y los valores de la banda de confianza, que es el punto de referencia para saber si cumple o no con la prueba, también arroja una leyenda para indicar si sale o está dentro de la banda. También se arroja una representación grafica de la prueba.

Ilustración 27 - Presentación grafica ACF



### 3.4.3 Función de Autocorrelación parcial.

La función de autocorrelación parcial, se realiza de manera similar a la de autocorrelación simple. Arroja los resultados en el mismo formato de presentación anterior tanto numérico como gráfico.

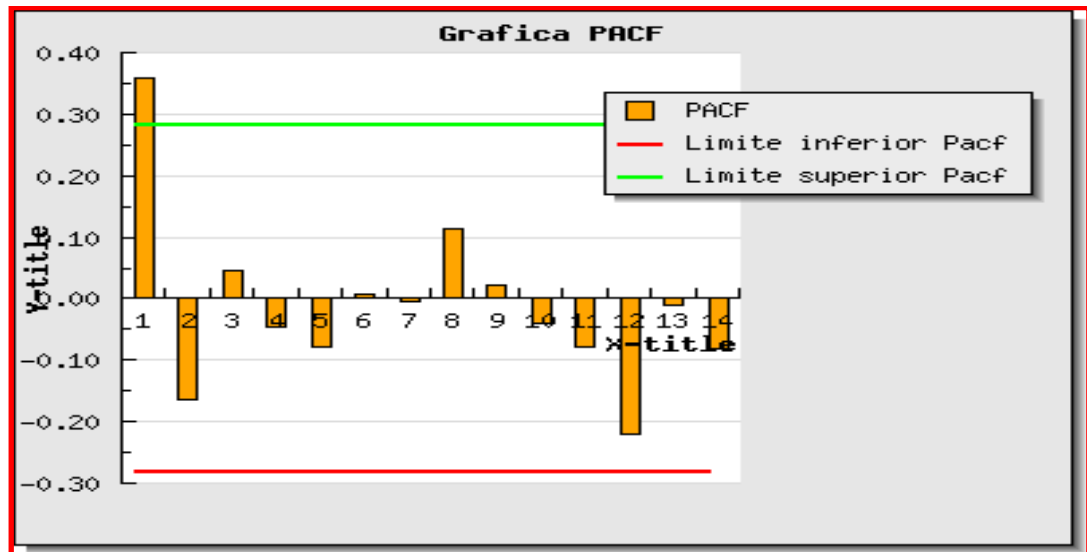
Ilustración 28 - Función de Autocorrelación parcial.

PACF											
Columna1	Columna2	Columna3	Columna4	Columna5	Columna6	Columna7	Columna8	Columna9	Columna10	Columna11	Columna12
153	295	249	45	50	10	4	0	0	0	0	0
173	230	402	60	50	10	3	0	0	0	0	0
153	168	173	55	50	10	0	0	0	0	0	0
181	243	156	45	50	10	2	0	0	0	0	0
144	477	318	55	50	10	4	0	0	0	0	0
152	285	530	31	50	10	0	0	0	0	0	0
238	216	419	56	50	10	0	0	0	0	0	0

PACF Columna 2	Error PACF Columna 2	Limite inferior PACF Columna 2	limite superior PACF Columna 2	Salir de la banda Columna 2
0.35814517064676	0.14433756729741	-0.28290163190292	0.28290163190292	SI
-0.16332186898958	0.14433756729741	-0.28290163190292	0.28290163190292	No
0.045674244394918	0.14433756729741	-0.28290163190292	0.28290163190292	No
-0.046157416741551	0.14433756729741	-0.28290163190292	0.28290163190292	No
-0.079477669938435	0.14433756729741	-0.28290163190292	0.28290163190292	No

Ilustración 29 - Presentación grafica PACF



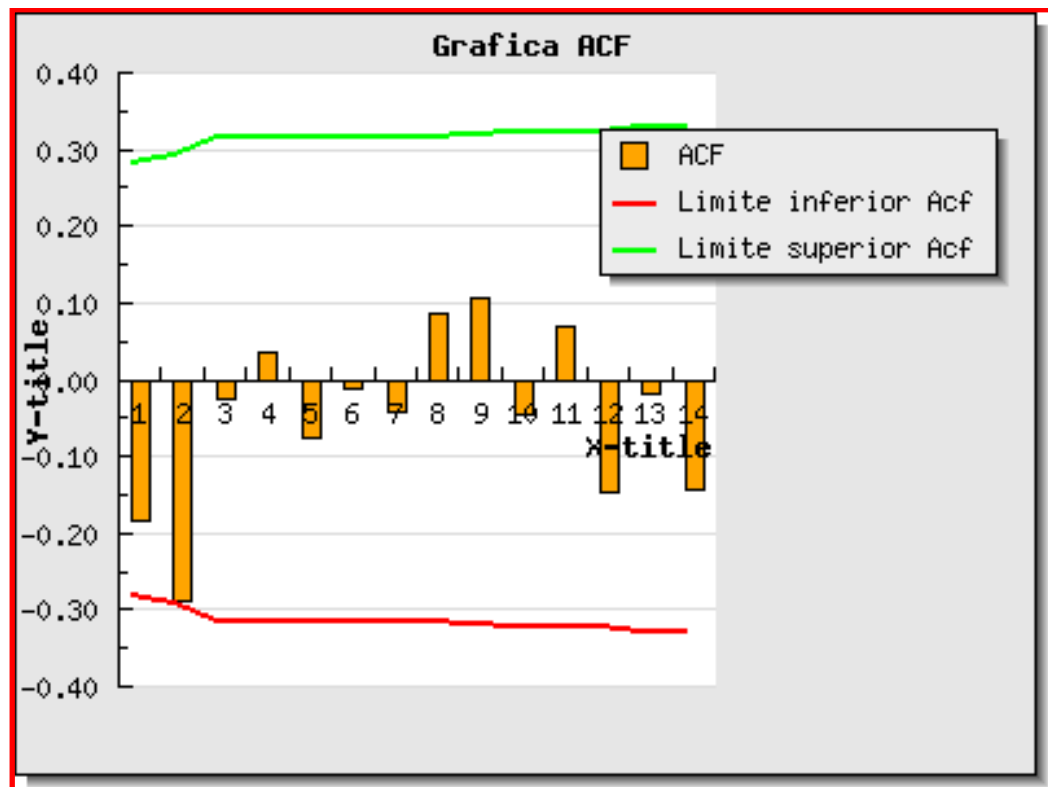
### 3.4.4 Diferenciación

El software también permite realizar la operación de diferenciar la serie para asegurar que esta sea homocedástica, es decir que no presente diferentes valor de media en cada segmento de la misma (Makridakis, y otros, 1978).

La pantalla principal presenta el botón con la leyenda diferenciación, esta requiere ingresar el numero de la columna donde este la serie deseada, además de la estacionalidad, que depende de la base temporal en la que estén los datos.

La diferenciación se explica de manera previa y se indica que puede ser de orden uno o dos de orden normal y de orden estacional, representadas con las letras d y D de manera respectiva.

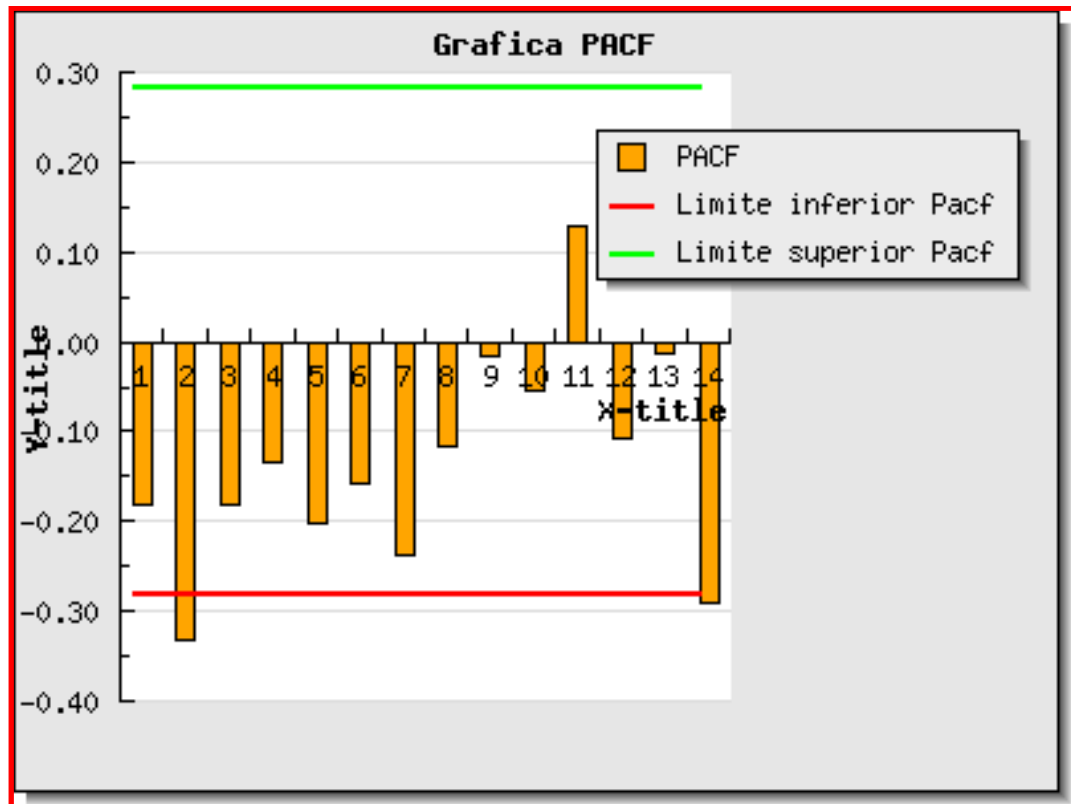
Ilustración 30 - ACF para serie 2 después de diferencia.



Elaboración propia.



Ilustración 31 - PACF para serie 2 después de diferencia.



Elaboración propia.

### 3.5 CONCLUSIONES DE CAPÍTULO

El desarrollo del objetivo permite verificar que el lenguaje de programación que se usa para la aplicación Excel, tiene las herramientas matemáticas y graficas necesarias para realizar las pruebas estadísticas requeridas.

Las evaluaciones de variabilidad, ACF, PACF y diferenciación, ejecutadas de manera sistémica conllevan a determinar un modelo acorde a la serie. La presentación grafica ayuda a entender mejor los resultados de los análisis.

## 4 MEDIDA DEL GRADO DE ACIERTO EN LAS PREDICCIONES

### 4.1 OBJETIVO 4

Constatar las características y predicciones obtenidas contra los valores reales de la serie, para medir el grado de acierto obtenido con el planteamiento de un derrotero.

### 4.2 INTRODUCCIÓN

Los eventos del pasado son llevados a futuro de corto plazo por herramientas proyectivas y al largo plazo por herramientas prospectivas. Una técnica proyectiva es la metodología universal de pronósticos que en de manera previa se esboza, da las directrices para realizar las predicciones de cada uno de los 31 ítems que se selecciona para realizar el estudio.

El teorema central del límite plantea la posibilidad de entender a partir de una muestra el comportamiento de la población. Si se toman suficientes datos el comportamiento tiende a ser una distribución normal. La cual se describe por una media y una desviación estándar (Mora, 2009).

El valor de referencia son 30 muestras, para el caso de estudio se toman 31 referencias y serán estudiadas cada una de sus características estadísticas y pruebas de ajustes a los modelos reales, para de esta manera poder extrapolar a la población de series referentes a repuestos de mantenimiento (Bas, 1999).

Las ilustraciones siguientes muestran los valores reales de la demanda mes a mes de ítems de mantenimiento enumerados de manera consecutiva. Muestra la desviación estándar y el promedio de cada una así como su respectiva variabilidad.

La prueba de ajuste conocida como coeficiente de determinación muestral  $R^2$  y el coeficiente de determinación muestral ajustado se calculan y están dentro de las tablas. Se muestra el pronóstico para los 6 periodos siguientes de cada referencia.

Las ilustraciones siguientes contienen las series de muestra en la cual se sigue el derrotero de cálculo y se pronostica el valor de los periodos en el futuro próximo, se aplica a cada una la metodología universal de pronóstico y las pruebas de ajuste de determinación muestral.

Ilustración 32 - Predicciones contra valores reales R2 y R2 ajustado.

	SERIE 1	SERIE 2	SERIE 3	SERIE 4	SERIE 5	SERIE 6	SERIE 7	SERIE 8	SERIE 9	SERIE 10	SERIE 11	SERIE 12	SERIE 13	SERIE 14
DATO 1	153	295	249	45	50	10	4	0	0	0	0	0	0	0
DATO 2	173	230	402	60	50	10	3	0	0	0	0	0	0	0
DATO 3	153	168	173	55	50	10	0	0	0	0	0	0	0	0
DATO 4	181	243	156	45	50	10	2	0	0	0	0	0	0	0
DATO 45	265	166	174	71	62	29	46	17	285	3	790	229	4633	4156
DATO 46	310	244	216	51	62	38	50	11	546	4	580	185	3290	3181
DATO 47	196	259	230	79	68	36	46	14	347	4	836	206	3708	3455
DATO 48	171	99	199	58	66	37	24	12	432	4	441	100	3341	2929
DESV. ESTANDAR	65.778	112.602	129.692	15.776	6.864	8.781	23.769	7.551	226.360	2.543	440.329	96.983	1864.180	1788.058
PROMEDIO	212.583	235.354	266.458	50.417	55.667	17.958	27.104	11.396	349.771	2.292	683.333	126.354	3035.500	2900.352
VARIABILIDAD	0.309	0.478	0.487	0.313	0.123	0.489	0.877	0.663	0.647	1.110	0.644	0.768	0.614	0.616
MODELO	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA
CRITERIO	(0,1,1)(0,0,0)	(1,1,1) ( 0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)	(1,1,0) (0,0,0)	(2,1,0)(0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)	(1,1,0) (0,0,0)	(1,1,0) (0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)
R2	0.414	0.114	0.204	0.521	0.6509	0.6	0.617	0.6035	0.5065	0.3155	0.42	0.2667	0.456	0.445
R2 ajustado	0.401	0.095	0.187	0.511	0.643	0.591	0.609	0.595	0.496	0.301	0.407	0.251	0.444	0.433
PRONÓSTICO	156.14	192.20	162.70	68.29	67.27	41.12	51.36	17.92	340.78	4.18	961.21	275.34	4599.84	4102.91
PRONÓSTICO	180.07	128.91	184.51	57.26	66.07	39.71	46.36	12.64	617.78	5.03	1066.21	332.85	5983.09	5548.11
PRONÓSTICO	491.14	190.40	218.14	62.94	69.37	43.87	25.09	14.15	718.91	9.38	714.72	154.50	3235.83	2895.92
PRONÓSTICO	220.37	206.91	246.67	62.30	64.02	35.03	35.27	12.29	412.57	3.82	594.05	142.28	3452.02	3186.11
PRONÓSTICO	153.83	121.82	196.28	60.54	62.59	35.26	34.27	12.87	313.90	3.34	576.79	115.29	3213.00	3004.34
PRONÓSTICO	261.20	157.70	230.71	69.38	66.07	27.40	35.29	12.84	387.87	3.56	527.78	204.29	2686.01	2500.29

Elaboración propia.

Ilustración 33 - Predicciones contra valores reales R2 y R2 ajustado parte 2.

SERIE 15	SERIE 16	SERIE 17	SERIE 18	SERIE 19	SERIE 20	SERIE 21	SERIE 22	SERIE 23	SERIE 24	SERIE 25	SERIE 26	SERIE 27	SERIE 28	SERIE 29	SERIE 30	SERIE 31
44	50	50	20	20	20	20	51	7	12	43	32	20	109	100	50	47
39	50	51	20	20	20	20	70	23	23	47	50	26	97	100	50	50
34	50	54	20	20	20	20	37	28	25	26	50	30	87	96	50	56
41	50	55	20	20	20	20	34	22	10	45	46	16	104	100	50	60
13	62	69	52	25	28	33	106	36	28	129	122	11	84	159	55	40
17	62	64	39	25	25	32	106	28	56	175	109	9	90	187	59	41
19	68	57	33	33	29	24	133	18	59	161	137	9	80	201	54	39
10	66	62	37	28	21	34	89	36	40	131	151	19	82	166	52	39

10.127	6.864	6.243	7.361	4.058	3.470	4.143	45.492	13.612	14.009	48.529	41.992	6.391	16.242	41.293	3.668	6.367
25.458	55.667	56.146	29.979	24.708	23.792	25.167	103.104	29.854	28.854	97.417	89.396	14.417	81.188	141.146	54.771	44.375
0.398	0.123	0.111	0.246	0.164	0.146	0.165	0.441	0.456	0.486	0.498	0.470	0.443	0.200	0.293	0.067	0.143

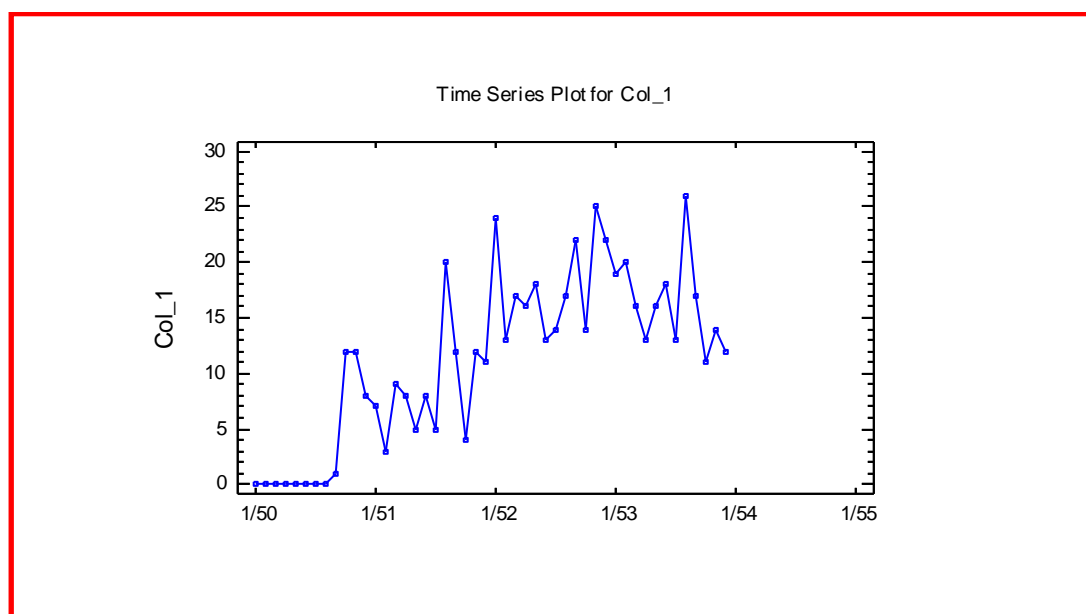
ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA
(1,1,0)(0,0,0)	(1,1,0)(0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)	(2,1,0)(0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)	(1,1,0)(0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)	(1,1,0)(0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)	(1,1,1)(0,0,0)	(1,1,0)(0,0,0)
0.4618	0.6203	0.6817	0.5283	0.489	0.5727	0.39	0.6746	0.43	0.46	0.7405	0.484	0.4253	0.5741	0.47	0.25	0.4521
0.450	0.612	0.675	0.518	0.478	0.563	0.377	0.668	0.418	0.448	0.735	0.473	0.413	0.565	0.458	0.234	0.440
13.90	69.23	63.55	39.21	31.28	26.77	31.22	70.57	24.25	37.68	151.05	135.57	16.42	86.65	206.98	51.83	40.41
9.63	67.66	62.42	39.27	34.12	26.29	30.66	95.83	30.31	34.77	148.37	133.16	17.14	95.45	198.08	54.91	39.69
14.85	71.18	65.53	40.53	25.95	27.60	32.19	94.38	28.11	57.79	155.77	139.81	17.66	83.26	187.14	57.50	41.67
14.31	65.64	60.48	38.16	31.12	25.47	29.71	111.20	27.49	45.02	143.75	129.03	16.40	83.59	196.23	57.05	38.46
14.35	64.20	59.13	38.42	27.40	24.91	29.05	93.05	29.84	44.59	140.55	126.15	16.00	77.46	160.44	54.17	37.60
15.94	67.75	62.42	34.19	28.59	26.29	30.66	146.13	34.55	42.79	148.36	133.16	16.90	71.96	188.06	55.26	39.69

Elaboración propia.

Las 31 series que se analizan, son pronosticadas por el método universal de pronóstico, todas arrojan como posible mejor modelo a un AR.I.MA. Las series que con valores vírgenes no cumplen variabilidad son corregidas y se les aplica el MUP<sup>5</sup>.

El proceso de obtener el modelo AR.I.MA y su evaluación se muestra en las siguientes imágenes, para esto se toman 1serie de referencia, esta serie presenta entre otras características, que tiene problemas de variabilidad con sus valores vírgenes.

Ilustración 34 - Serie con variabilidad superior a 0.5



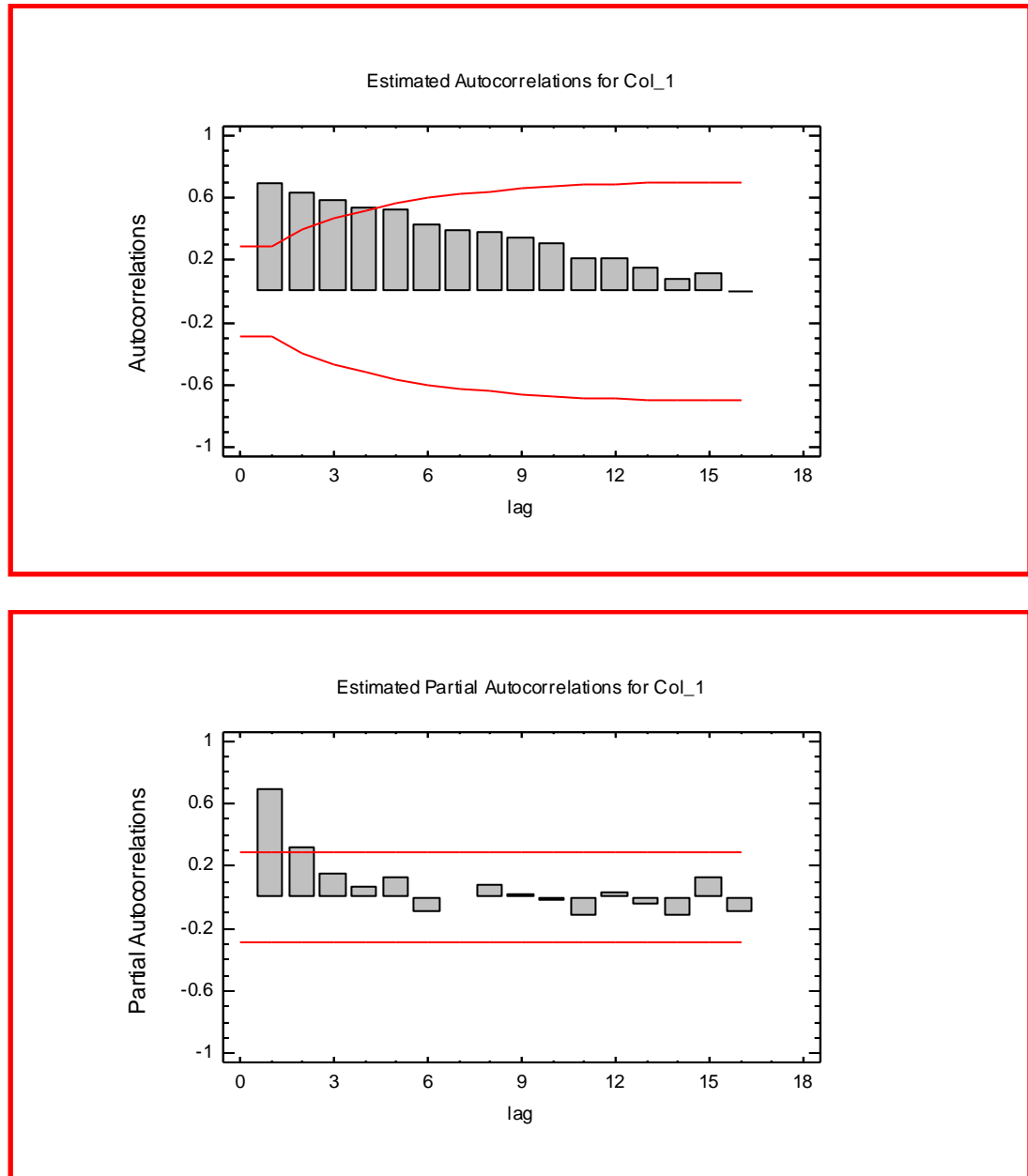
Elaboración propia.

La primera acción consiste en adicional una constante para subir el promedio y disminuir la variabilidad. Las pruebas subsiguientes de ACF y PACF, evidencia que la serie presenta tendencia y que no proviene de datos aleatorios.

---

<sup>5</sup> MUP: Metodología universal de Pronóstico.

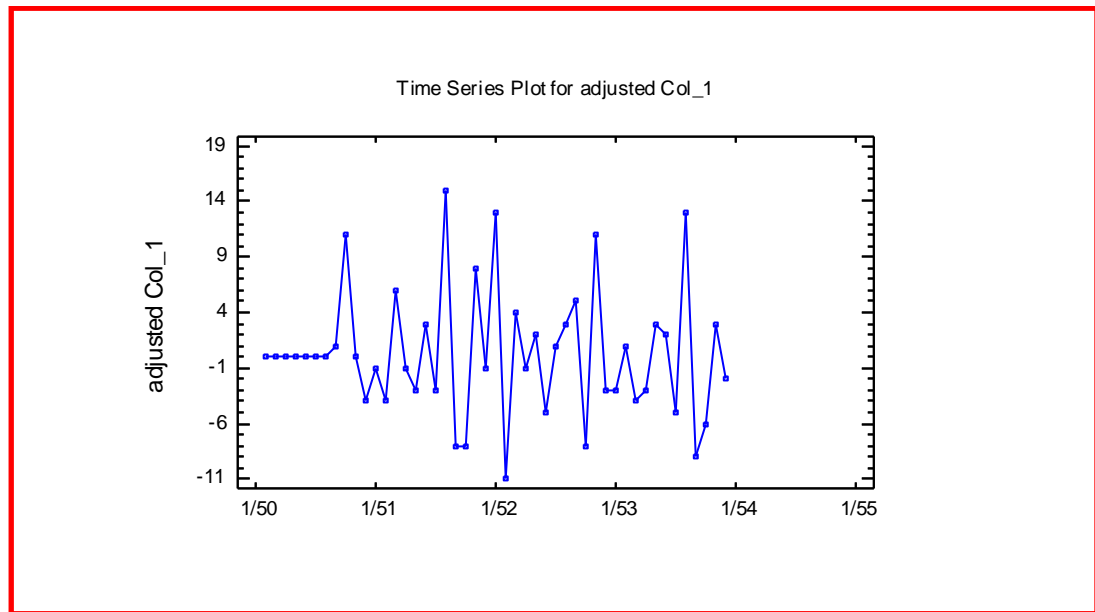
Ilustración 35 – ACF y PACF serie Con problemas de variabilidad.



Elaboración propia.

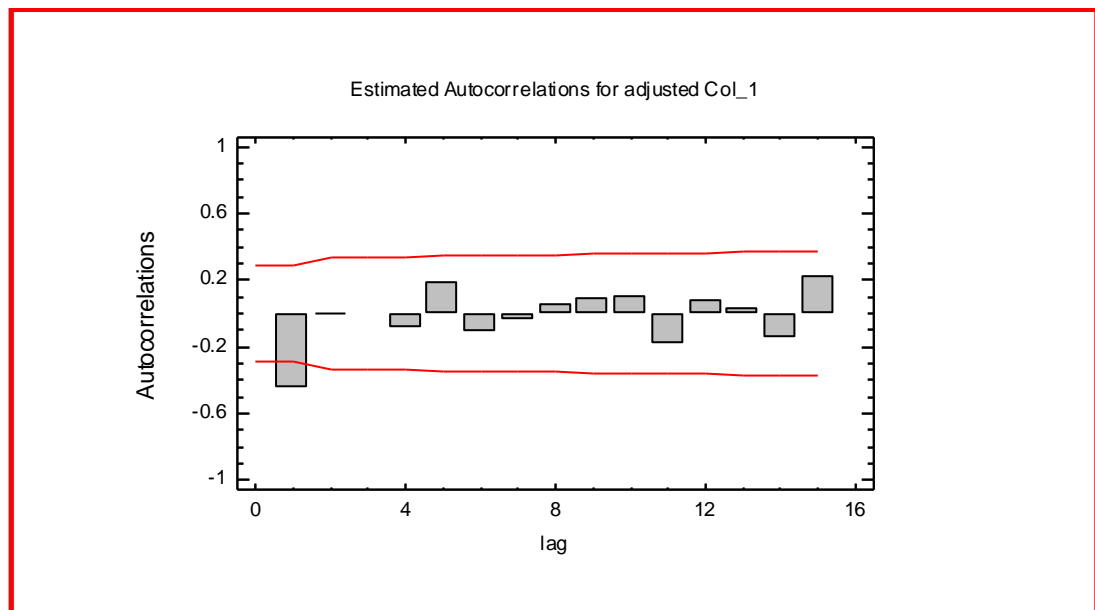
El procedimiento requiere entonces de una diferenciación para tumbar la tendencia en la ilustración 34. Luego de este paso, la serie se ve así

Ilustración 36 - Serie sin tendencia.

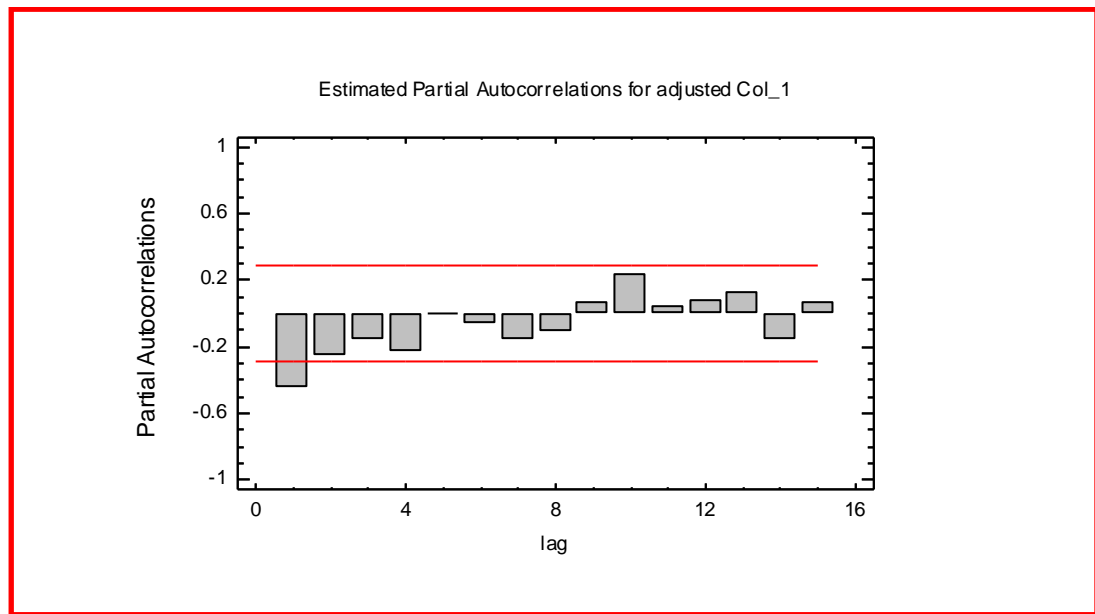


Elaboración propia.

Ilustración 37 - ACF y PACF después de diferenciar.





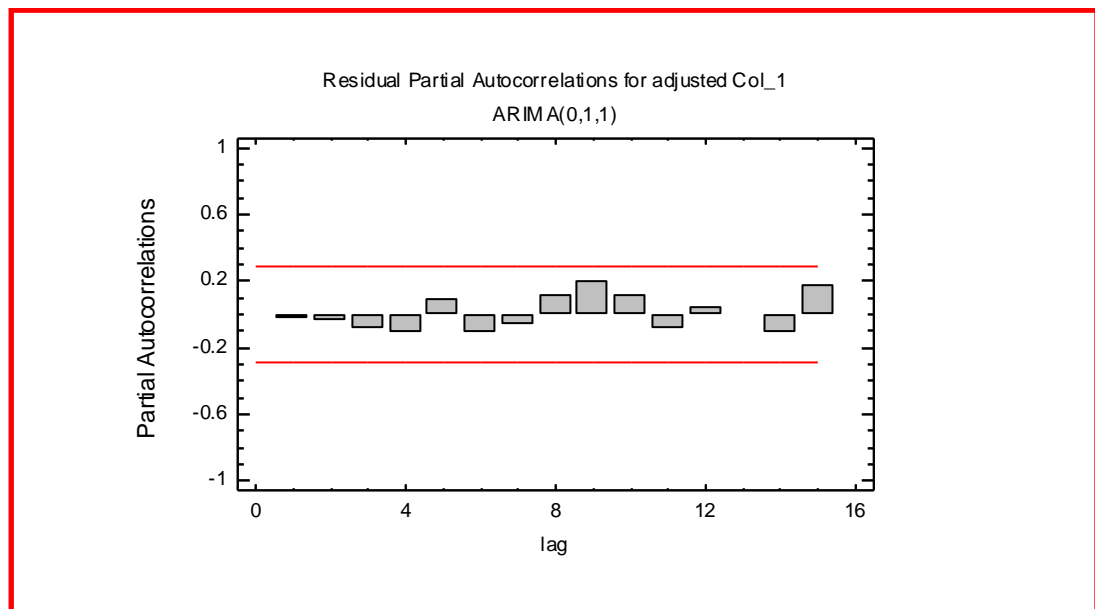
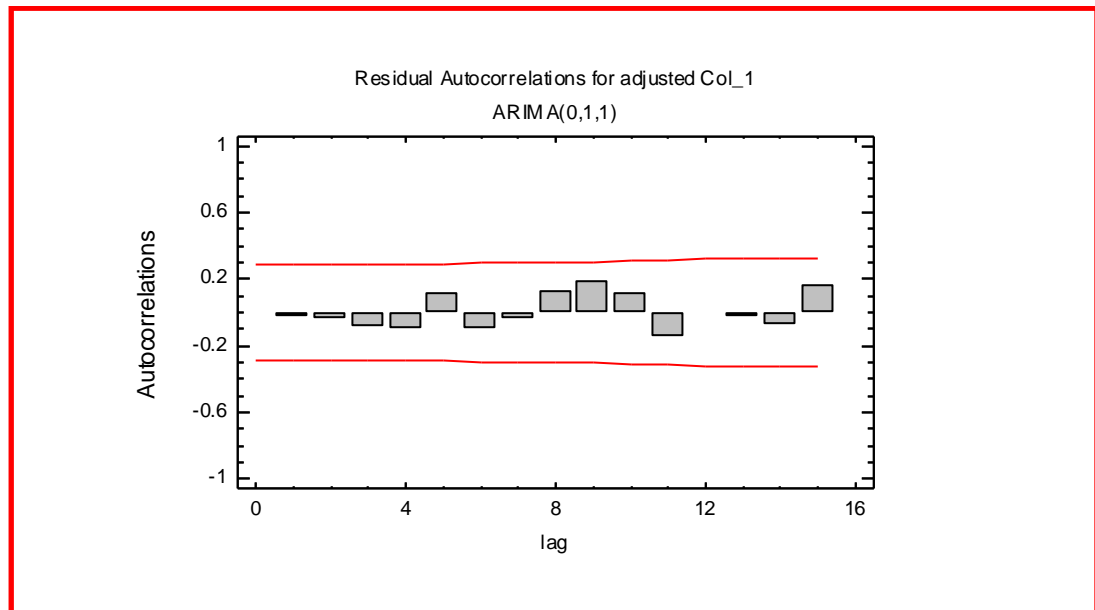


Las graficas confirman que el valor de la integración o diferenciación es 1, y ahora se analiza cuantos valores están por fuera de la banda de confianza en cada grafico. En total se ve que existe 1 valor por fuera tanto en PACF cómo en ACF, en la primera se lee el tentativo valor de la parte AR que en este caso es 1 y en la segunda se examina el tentativo valor de MA que en este caso es 1. Se evalúa el arreglo  $(0,1,1)(0,0,0)$  y el  $(1,1,0)(0,0,0)$  se evalúan los respectivos errores, p-value y prueba de box-pierce.

El p-value de la estimación debe ser inferior a 0.05 y el de la prueba de box-pierce superior a 0.10, además de esto los gráficos de ACF y PACF de los residuales deben estar todos los valores dentro de la banda de confianza.

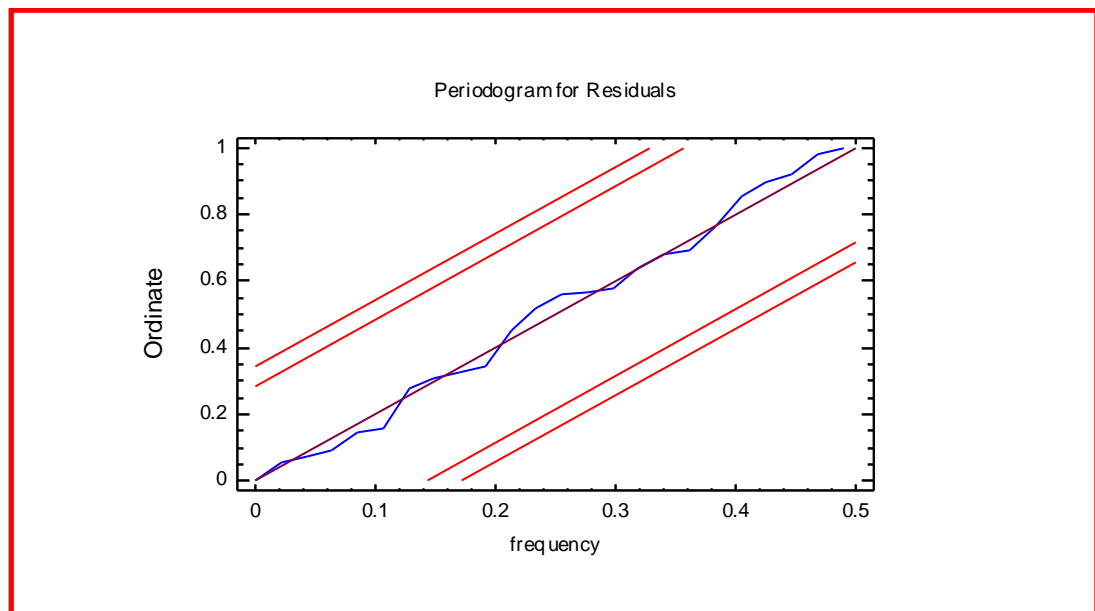
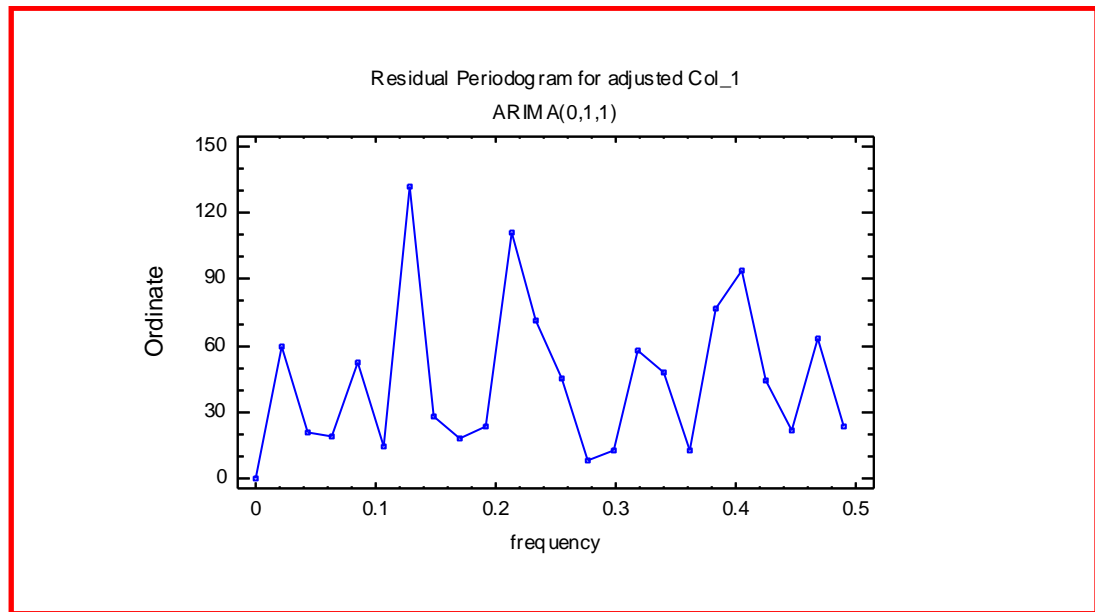
Las pruebas para reafirmar el análisis corresponden al peridiograma de residuales y el histograma de residuales. En las graficas correspondientes se explica el criterio de evaluar cada prueba.

Ilustración 38 - ACF y PACF para  $(0,1,1)(0,0,0)$ .



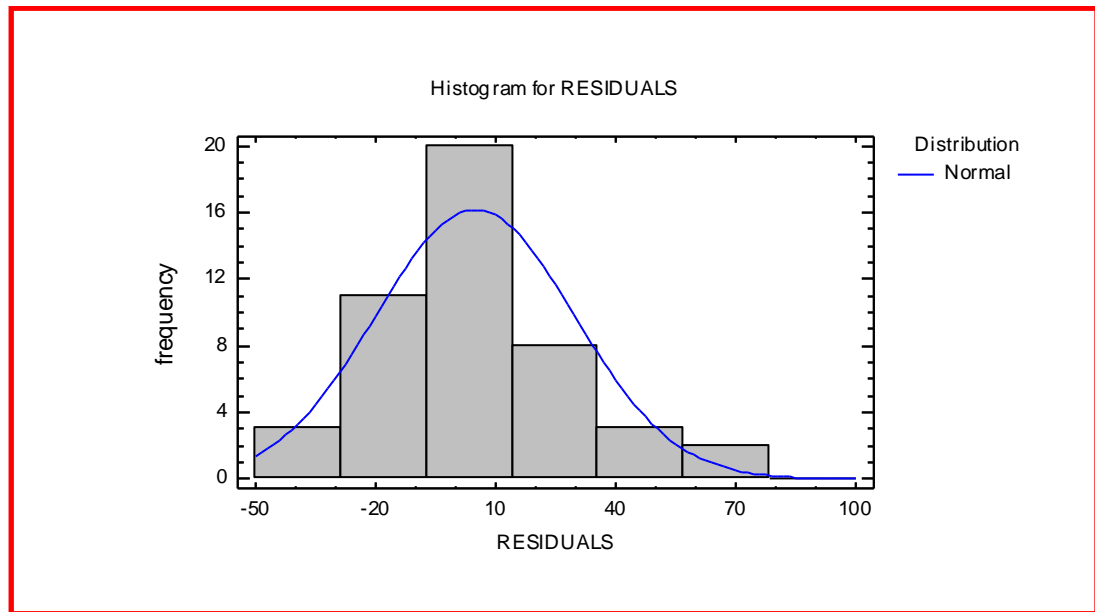
Las graficas evidencian que ningún correlograma esta por fuera de la banda de confianza. Hasta aquí se considera correcto el análisis AR.I.MA.

Ilustración 39 - Periodograma de residuales.



La primera gráfica debe presentar patrones horizontales, en este caso la serie carece de estos, en la segunda grafica se debe enrollar como un hilo en una aguja en el mayor número posible de puntos en este caso es de unos 9 lugares de contacto; se corrobora que es un AR.I.MA acertado en alto grado.

Ilustración 40 - Histograma de residuales (0,1,1)(0,0,0).



El histograma de residuales debe semejarse a una distribución normal, en este caso presenta cierta similitud pero no es total. El AR.I.MA hasta este punto pese a ser una serie virgen con problema de variabilidad es acertado.

La última prueba para garantizar el buen ajuste del modelo a la serie es calcular el coeficiente de determinación muestral y el coeficiente de determinación muestral ajustado. Ambos deben ser superior a 0.90 y lo más cercano 1. En la práctica valores por encima de 60 se consideran aceptables.

El valor de ambos parámetros es de 0.6035 y de 0.60 respectivamente por lo que se finaliza con el análisis y se acepta como buen AR.I.MA. Estos valores se obtienen desde la aplicación base Excel.

#### 4.3 CONCLUSIONES DE CAPÍTULO

El desarrollo del objetivo da soporte a la idea que el derrotero que se sigue, así como los parámetros de evaluación son los indicados. El ajuste del modelo propuesto está por encima de los valores normales obtenidos en la práctica.

El grado más elevado de diferenciación obtenido corresponde a  $d=1$ , no existe evidencia de necesitar diferencias mayores. Las series no parecen provenir de datos aleatorios.

El conteo de palotes por fuera de la banda de confianza permite cercar el círculo de posibles modelos que surgen a la hora de promulgar los posibles valores de AR y MA.

El lenguaje de programación presenta gran afinidad con la Excel, permite exportar e importar de manera sencilla los datos y los cálculos sin perder exactitud en las cifras.

## 5 PLANTEAMIENTO DE METODOLOGÍA

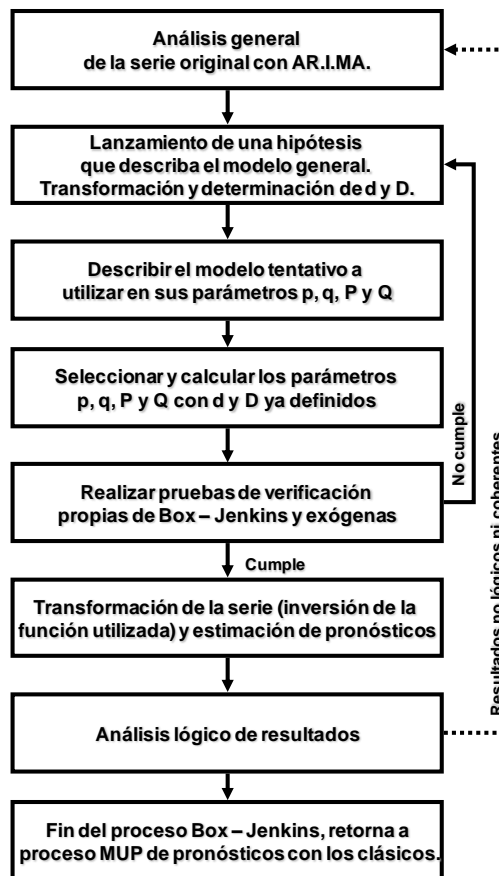
### 5.1 OBJETIVO 5

Formular a la luz de los resultados una metodología que de manera previa indique la condición ARIMA de las series de tiempo.

### 5.2 INTRODUCCIÓN

La metodología base para formular una secuencia simple y segura que garantice obtener pronósticos fiables con modelos AR.I.MA. es el método box-Jenkins.

Ilustración 41 - Metodología Box - Jenkins.



(Mora, 2009).

El método como se evidencia en la ilustración anterior consta de 8 pasos con 2 revisiones intermedias para verificar el correcto camino recorrido.

### 5.3 DESCRIPCIÓN DE LA METODOLOGÍA

La investigación arroja una metodología de análisis previo que su base es matemática y estadística y con la cual se determino cada valor de los parámetros AR.I.MA acá expuestos.

La metodología facilita el evaluar y llevar a cabo cada paso del proceso Box – Jenkins, no se presente prescindir de pasos importantes y ya definidos. Se da un derrotero de que evaluaciones hacer y que referencias tomar para calificar.

La prueba de variabilidad es el inicio del proceso, se sugiere asegurar que todas las series estén por debajo de 0.5 en este valor, de lo contrario corregir aquella que presentan esta dificultad.

Realizar prueba de ACF a cada serie. En esta evaluar que los primeros palotes estén fuera de la banda de confianza, lo cual indica la correlación entre los datos. La prueba PACF se realiza de igual manera.

La homocedasticidad se garantiza al realizar proceso de diferenciación, este se evalúa al observar la grafica de la serie y verificar la ausencia de patrones de tendencia.

El conteo de las correlaciones fuera de la banda de confianza posterior al proceso de diferenciar, da la luz del orden del modelo AR.I.MA. así como del valor final de la parte AR o MA que corresponda.

La grafica PACF indica el rango de la parte autorregresiva y el ACF de la parte de media móvil.

Los valores tentativos son probados con los p-value de la prueba de box-pierce, y

el p-value del valor estimado del parámetro. Y se mira el periodograma de residuos para ver cuántos puntos de contacto presenta respecto a la línea.

Los residuales en este punto son evaluados, se revisa el ACF y PACF de estos, y el histograma en el cual se debe verificar si estos datos provienen de una distribución normal.

#### 5.4 CONCLUSIONES DE CAPÍTULO

El desarrollo del objetivo permite recopilar de todos los cálculos y resultados obtenidos, una metodología que facilita el análisis que conlleva realizar el método propuesto Box-Jenkins para determinar el modelo AR.I.MA que ajuste a una serie de tiempo.

Los pasos se respetan, el aporte consta de dar luces al examen de cada uno de los análisis ya propuestos y aceptados a nivel mundial.



## 6 CONCLUSIONES

### 6.1 OBJETIVO 6

Concluir las principales observaciones y resultados obtenidos en el proceso investigativo.

### 6.2 CONCLUSIONES TECNICAS

El análisis de cada característica estadística que se analiza a cada serie arroja como resultado la tabla en la cual se relaciona cada aspecto técnico, con el modelo AR.I.MA que arroja el estudio para de esta forma encontrar aspectos propios de cada modelo que individualiza a estos.

Ilustración 42 - Cuadro resumen de análisis.

CARACTERÍSTICA	MODELO AR.I.MA.			
	(1,1,0)(0,0,0)	(0,1,1)(0,0,0)	(1,1,1)(0,0,0)	(2,1,0)(0,0,0)
Variabilidad	No todos cumplen	No todos cumplen	Todos cumplen	No todos cumplen
ACF	Todos cumplen	Todos cumplen	Todos cumplen	Todos cumplen
PACF	Todos cumplen	Todos cumplen	Todos cumplen	Todos cumplen
Palotes por fuera ACF	1 - 4	1 - 4	1	4
Palotes por fuera PACF	1 - 3	1 - 3	1 - 3	3
Palotes por fuera ACF despues de diferenciar	1 - 2	1 - 2	0	1
Palotes por fuera PACF despues de diferenciar	1 - 2	1 - 2	1	3
# de Items	9	17	2	2
Diferenciación	d= 1	d= 1	d= 1	d= 1
R <sup>2</sup>	0.4416	0.497	0.182	0.553
R <sup>2</sup> Ajustado	0.429	0.486	0.164	0.543
Histograma de residuales	Ajuste medio	Ajuste medio	Ajuste medio	No ajusta

Elaboración propia.

El proceso de investigación, desarrollo de software, cálculo y análisis de pronósticos genera una serie de conclusiones cálculos.

### 6.3 CONCLUSIONES TEORICAS

El 54% de las series en estudio son modelos MA, lo que da indicio que tanto la demanda de repuestos como los fallos en los equipos no presentan relación con el

pasado. Solo el 29% de los ítems es AR, que presentan relación con el pasado.

El máximo de palotes por fuera de la banda de confianza luego de la diferenciación parece no pasar las 3 correlaciones.

El grado que adquiere el parámetro AR o MA es igual al valor de los palotes por fuera de PACF y ACF respectivamente menos 1. Es decir si existen 2 valores por fuera de PACF el valor de AR más probables es 1.

El ajuste de los modelos que se seleccionan respecto a las series originales a través del coeficiente de determinación muestral corresponde en promedio a 0.51 que dentro de valor en la práctica es aceptable. Lo cual muestra lo eficaz que es el derrotero propuesto.

Los ítems evaluados todos muestran los primeros rezagos en la gráfica de ACF por fuera de la banda de confianza.

El proceso de diferenciación baja la tendencia de la serie e introduce en promedio entre 2 y 3 palotes de las pruebas originales de ACF y PACF.

Los valores de palotes por fuera de la banda de confianza, superiores a 2 después de diferenciación, son evidencia de ser modelos AR o MA de segundo orden.

Los modelos que presentan los tres términos de AR.I.MA en la parte normal diferentes de cero, cumplen desde el inicio del proceso con una baja variabilidad, los demás modelos no garantizan este requerimiento y en algunos caso toca corregirlo.

Las series que presentan problemas de variabilidad y que se les corrige este problema, aun dan pronósticos bastante acertados aplicando la metodología para calcular modelo ARIMA. Por tanto un problema de variabilidad previo no es impedimento para la metodología siempre y cuando esta sea corregida.

Las series que cumplen con el criterio ACF de tener por fuera de la banda de confianza los primeros valores de correlación, todas presentan una tendencia relevante, requieren ser diferenciadas y para repuestos de mantenimiento no hay evidencia de requerir diferenciación estacional.

El primer valor correspondiente a la prueba de ACF, corresponde al mismo valor para la prueba PACF con los valores vírgenes de la serie. La diferenciación no hace que esta característica desaparezca.

La presencia de valores de correlación por fuera de la banda de confianza en las serie indica la presencia de tendencia en esta.

Los resultados obtenidos de la investigación muestran la conveniencia de aplicar para ítems de mantenimiento hasta la primera diferencia normal 1, no se evidencia diferencia de orden 2 y mucho menos diferencias estacionales.

Las pruebas de ajuste de los modelos a la realidad muestran valores que se consideran altos en la práctica aunque están un poco por debajo de los valores de referencia.

El coeficiente de determinación muestral ajustado es más riguroso y para eventos en los que se analiza más de dos variables, siempre es inferior al coeficiente de determinación muestral.

Los casos en que se corrige la heterocedasticidad y las pruebas de ACF y PACF cierran dentro de la banda de confianza todas las correlaciones, se recomienda trabajar los modelos sin diferenciar, como si fueran AR puros o MA puros. En lenguaje de AR.I. MA se refiere a ARIMA (1,0,0)(0,0,0) o (0,0,1)(0,0,0).

## BIBLIOGRAFÍA

Barreiro, Aldo - Felpeto, y otros. 2006. Tratamiento de Datos. Madrid: Ediciones Díaz de Santos, 2006. 84-7978-736-8.

Bas, Enric. 1999. Prospectiva: Herramientas para la gestión estratégica del cambio. Barcelona, España : Editorial Ariel Practicum, 1999. 84-344-2853-9.

Bowerman, Bruce, O'connell, Richard y Koehler, Anne. 2007. Pronósticos, Series de tiempo y regresión un enfoque aplicado. Ciudad de México: Cengage learning Editores S.A., 2007. 13-978-970-686-606-6.

Carrión, Andrés - García. 1999. Pronósticos con series temporales - Memorias y Ensayo. Valencia: Área de publicaciones de la Universidad Politécnica de Valencia, España, 1999.

Díaz, Ángel - Matalobos. 1991. Gestión de Inventarios en Mantenimiento. Caracas, Venezuela: Editorial IESA, 1991. 980-217-053-4.

Garcia, Ana - Sipols y Simón, Clara - De Blas. 2007. Manual de estadística. Madrid: Dykinson, S.L., 2007. 978-84-9849-139-5.

Gujarati, Damodar. 1996. Econometría. Ciudad de México : McGraw-Hill, 1996. 970-10-0075-7.

Levin, Richard y Rubin, David. 2004. Estadística para administración y economía. Ciudad de México: Pearson Educación, 2004. 970-26-0497-4.

Makridakis, Spyros y Whellwright, Steven. 1978. Forecasting Methods and applications. New York : Jhon Wiley & Sons, 1978. 0471937703.

Miklos, Tomás y Telo, María Elena. 1997. Planeación Prospectiva: Una estrategia para el desarrollo del futuro. Ciudad de México: Editorial Limusa, 1997. 968-18-3848-3.

Mora, Luis Alberto - Gutiérrez. 2006. Mantenimiento Estratégico para empresas industriales o de servicios. Envigado, Colombia: Editorial AMG, 2006. 958-33-8218-3.

Mora, Luis Alberto - Gutiérrez. 2009. Pronósticos de Demanda e Inventarios. Envigado, Colombia: Editorial AMG, 2009. 978-958-44-0233-2.

Mora, Philippe Guillermo - González. 2012. Manual de Usuario Software Pronóstico - Informe de Investigación. Medellín: s.n., 2012.

Novales, Alfonso - Cinca. 1994. Econometría. Madrid: McGraw Hill, 1994. 84-481-0128-6.

Peiró, Amado - Giménez y Ezequiel, Uriel - Jiménez. 2000. Introducción al análisis de series de temporales. Madrid, España: Editorial AC, 2000. 84-7288-134-2.

Peiró, Amado - Giménez, Uriel Jiménez, Ezequiel y Uriel, Ezequiel -Jiménez. 2000. Introducción al análisis de series de temporales. Madrid, España: Editorial AC, 2000. 84-7288-134-2.

Pérez, Fredy - Ramírez. 2007. Introducción a las series temporales. Medellín: Sello editorial universidad de Medellín, 2007. 978-958-98010-7-9.

StatPoint. 2007. Manual de Usuario Statgraphics. s.l. : StatPoint, Inc., 2007.

Walpole, Ronald, Myers, Raymond y Sharon, Myers. 1999. Probabilidad y Estadística para Ingenieros. Ciudad de México : Prentice Hall Hispanoamerica, S.A., 1999. 970-17-0264-6.

Warkerly, Dennis, Scheaffer, Richard y Mendenhall, William. 1986. Estadística Matemática con Aplicaciones. Ciudad de México: Grupo Editorial Latinoamericano, 1986. 968-7270-17-9.